

10 / 539609

PCT/JP2004/012629

17 JUN 2005

日 本 国 特 許 庁
JAPAN PATENT OFFICE

03.09.2004

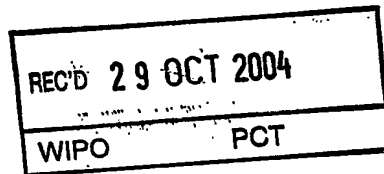
別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

出 願 年 月 日
Date of Application: 2004年 7月 1日

出 願 番 号
Application Number: 特願2004-195818
[ST. 10/C]: [JP2004-195818]

出 願 人
Applicant(s): 日本電信電話株式会社

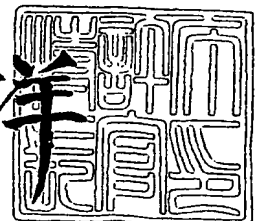


PRIORITY DOCUMENT
SUBMITTED OR TRANSMITTED IN
COMPLIANCE WITH
RULE 17.1(a) OR (b)

2004年10月15日

特許庁長官
Commissioner,
Japan Patent Office

小 川 洋



【書類名】 特許願
【整理番号】 NTTH165272
【提出日】 平成16年 7月 1日
【あて先】 特許庁長官殿
【国際特許分類】 H03M
【発明者】
 【住所又は居所】 東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内
 【氏名】 荒木 章子
【発明者】
 【住所又は居所】 東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内
 【氏名】 牧野 昭二
【発明者】
 【住所又は居所】 東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内
 【氏名】 澤田 宏
【発明者】
 【住所又は居所】 東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内
 【氏名】 向井 良
【特許出願人】
 【識別番号】 000004226
 【氏名又は名称】 日本電信電話株式会社
【代理人】
 【識別番号】 100066153
 【弁理士】
 【氏名又は名称】 草野 卓
【選任した代理人】
 【識別番号】 100100642
 【弁理士】
 【氏名又は名称】 稲垣 稔
【手数料の表示】
 【予納台帳番号】 002897
 【納付金額】 16,000円
【提出物件の目録】
 【物件名】 特許請求の範囲 1
 【物件名】 明細書 1
 【物件名】 図面 1
 【物件名】 要約書 1
 【包括委任状番号】 9806848

【書類名】 特許請求の範囲**【請求項 1】**

N ($N \geq 2$) 個の信号が混合し、M 個のセンサで観測される状況において信号の分離抽出を行う信号分離装置であって、

上記センサにおいて観測された観測信号を周波数領域の信号に変換する周波数領域変換手段と、

上記周波数領域の信号を用い、センサ間における観測値の相対値（相対値の写像も含む）を、各周波数において算出する相対値算出手段と、

上記相対値を N 個のクラスにクラスタリングするクラスタリング手段と、

上記の各クラスの代表値を算出する代表値計算手段と、

V ($1 \leq V \leq M$) 個の上記代表値を含む所定の範囲（以下「限定範囲」という。）内にある上記相対値に対してハイレベル値をとり、この限定範囲内にない上記代表値に対してローレベル値をとり、相対値の変化に伴う当該ハイレベル値から当該ローレベル値への推移が連続的である関数（以下「滑らかな形状のマスク」という。）を作成するマスク作成手段と、

上記滑らかな形状のマスクを用い、上記周波数領域の信号から、V 個の信号源から発せられた信号からなる限定信号を抽出する限定信号抽出手段と、

を具備することを特徴とする信号分離装置。

【請求項 2】

請求項 1 記載の信号分離装置であって、

上記限定信号は、

2 個以上の信号源から発せられた信号によって構成される混合信号であり、

当該信号分離装置は、

上記限定信号をそれぞれの信号に分離した分離信号を得る限定信号分離手段と、

上記分離信号を時間領域の信号に戻す時間領域変換手段と、

をさらに具備することを特徴とする信号分離装置。

【請求項 3】

請求項 1 記載の信号分離装置であって、

上記限定信号は、

何れか 1 個の信号源から発せられた信号によって構成され、

当該信号分離装置は、

上記限定信号を時間領域の信号に戻す時間領域変換手段を、

さらに具備することを特徴とする信号分離装置。

【請求項 4】

請求項 1 記載の信号分離装置であって、

上記マスク作成手段は、

死角型ビームフォーマ (NBF) の指向特性を利用して上記滑らかな形状のマスクを作成する、

ことを特徴とする信号分離装置。

【請求項 5】

請求項 4 記載の信号分離装置であって、

上記マスク作成手段は、

ω を周波数の変数とし、 θ_1 を上記限定範囲内の上記代表値に対応する信号源の推定方向の何れか 1 つとし、 θ_i ($i = 2, \dots, N - V + 1$) を限定範囲内にない上記代表値に対応する各信号源の推定方向とし、 $j = 1, \dots, N - V + 1$ とし、 d_j をセンサ 1 とセンサ j との距離とし、 v を信号の速さとし、 $\tau_{ji} = (d_j / v) \cos \theta_i$ とした場合における、 j, i 要素が $\exp(j\omega\tau_{ji})$ である $(N - V + 1) \times (N - V + 1)$ の遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ を生成する遅延行列生成手段と、

遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ の逆行列 $W(\omega) = H_{NBF}^{-1}(\omega)$ を NBF 行列 $W(\omega)$ として算出する NBF 作成手段と、

上記NBF行列 $W(\omega)$ の1行目の要素を $W_{1k}(\omega)$ とし、 θ を信号の到来方向の変数とした場合における、指向特性関数

【数1】

$$F(\omega, \theta) = \sum_{k=1}^{N-V+1} W_{1k}(\omega) \exp(j\omega d_k \cos\theta/v)$$

を生成する指向特性計算手段と、

上記指向特性関数 $F(\omega, \theta)$ を用いて上記滑らかな形状のマスクを生成するマスク構成手段と、

を具備することを特徴とする信号分離装置。

【請求項6】

請求項1記載の信号分離装置であって、

上記マスク作成手段は、

上記限定範囲内にある上記相対値に対してハイレベル値をとり、この限定範囲内にない上記相対値に対してローレベル値をとり、相対値の変化に伴う当該ハイレベル値から当該ローレベル値への推移が不連続な関数であるバイナリマスクに、時間変数の変化に伴って値が連続的に変化する単峰性関数を畳み込んだ関数を、上記滑らかな形状のマスクとして生成する、

ことを特徴とする信号分離装置。

【請求項7】

請求項1記載の信号分離装置であって、

上記マスク作成手段は、

上記相対値が上記限定範囲の下限值 a_{min} である場合に0をとる第1の奇関数と、上記相対値が上記限定範囲の上限値 a_{max} である場合に0をとる第2の奇関数との差の写像から得られる単峰性の関数を、上記滑らかな形状のマスクとして生成する、

ことを特徴とする信号分離装置。

【請求項8】

N ($N \geq 2$) 個の信号が混合し、 M 個のセンサで観測される状況において信号の分離抽出を行う信号分離方法であって、

上記センサにおいて観測された観測信号を周波数領域の信号に変換する手順と、

上記周波数領域の信号を用い、センサ間における観測値の相対値（相対値の写像も含む）を、各周波数において算出する手順と、

上記相対値を N 個のクラスにクラスタリングする手順と、

上記の各クラスの代表値を算出する手順と、

V ($1 \leq V \leq M$) 個の上記代表値を含む所定の範囲（以下「限定範囲」という。）内にある上記相対値に対してハイレベル値をとり、この限定範囲内にない上記代表値に対してローレベル値をとり、相対値の変化に伴う当該ハイレベル値から当該ローレベル値への推移が連続的である関数（以下「滑らかな形状のマスク」という。）を作成する手順と、

上記滑らかな形状のマスクを用い、上記周波数領域の信号から、上記代表値に対応する V 個の信号源から発せられた信号からなる限定信号を抽出する手順と、

を有することを特徴とする信号分離方法。

【請求項9】

請求項1記載の信号分離装置としてコンピュータを機能させるための信号分離プログラム。

【請求項10】

請求項9記載の信号分離プログラムを格納したコンピュータ読み取り可能な記録媒体。

【書類名】明細書

【発明の名称】信号分離装置、信号分離方法、信号分離プログラム及び記録媒体

【技術分野】

【0001】

この発明は、信号処理の技術分野に関し、特に、必要である原信号（目的信号）のみを直接観測することができず、目的信号に他の信号が重畳されて観測されるという状況において目的信号を推定する信号分離装置、信号分離方法、信号分離プログラム及びそれを格納した記録媒体に関する。

【背景技術】

【0002】

従来から、複数の原信号（音声信号等）が混合された混合信号を用い、原信号や混合過程の知識を用いることなく、混合前の原信号を分離・抽出するブラインド信号分離（BSS: Blind Source Separation）技術が知られている。

図11の（a）は、このブラインド信号分離技術を概念的に例示したブロック図である。

この図に例示するように、ブラインド信号分離では、複数（この例ではN個）の信号源301から発せられた原信号 s_i （ $i=1, \dots, N$ ）が混合し、複数（この例ではM個）のセンサ302で観測される状況下において、その観測信号 x_j （ $j=1, \dots, M$ ）のみから、原信号と推定される分離信号 y_k （ $k=1, \dots, N$ ）を取り出す。ここで、信号源301から発せられた原信号 s_i が混合し、センサ302で観測されるまでの過程を「混合過程」と呼び、センサ302の観測結果から分離信号を取り出す過程を「分離過程」と呼ぶ。

【0003】

はじめに、観測される信号及び分離問題を定式化する。

〔実環境での混合信号（観測信号）のモデル〕

まず、混合過程についてモデル化する。

Nを信号源301の個数、Mをセンサ302の個数、 s_i をi番目の信号源301（信号源i）から発せられた信号（原信号）、 h_{ji} を信号源iからj番目のセンサ302（センサj）までのインパルス応答とする。この場合、センサjで観測される信号 x_j は、これら原信号 s_i とインパルス応答 h_{ji} の畳み込み混合

【0004】

【数2】

$$x_j(n) = \sum_{i=1}^N \sum_{p=1}^P h_{ji}(p) s_i(n-p+1) \cdots (1)$$

でモデル化される。ここで「畳み込み」とは、信号の伝搬過程で、信号が遅延され、所定の係数が乗算された後、加算されることをいう。また、Pはインパルス応答長を、nはサンプリング時刻を、pは掃引（時間シフトした信号のサンプル値それぞれに異なる係数を作用させる操作）のための変数を、それぞれ示している。

BSSの目的は、原信号 s_i やインパルス応答 h_{ji} を知らずに、観測信号 x_j のみから、分離システムWを推定し分離信号 y_k を得ることである。

【0005】

また、畳み込み混合の問題は扱いが繁雑であること、さらに、スパース性の仮定は時間一周波数領域でよりよく成立することから、上述の式（1）に短時間離散フーリエ変換（DFT）を施して、信号を時間一周波数領域に変換した上で問題を扱うことが有効である。時間一周波数領域では、上述の式（1）は、

$$X(\omega, m) = H(\omega) S(\omega, m)$$

となる。ここで、 ω は周波数、mはDFTに用いるフレームの時刻を表す。また、 $H(\omega)$ は、そのij要素に信号源iからセンサjまでの周波数応答 $H_{ji}(\omega)$ を持つ（M

$\times N$) 行列であり、以後これを混合行列と呼ぶ。また、 $S(\omega, m) = [s_1(\omega, m), \dots, s_N(\omega, m)]^T$ 、 $X(\omega, m) = [X_1(\omega, m), \dots, X_M(\omega, m)]^T$ はそれぞれ、原信号と観測信号の DFT 結果である。なお、記号 $[\alpha]^T$ は α の転置行列を表す。また、 $S(\omega, m)$ 及び $X(\omega, m)$ はベクトルである。

【0006】

以降、時間一周波数領域で説明を行う。

<分離過程のモデル>

次に、分離過程についてモデル化する。

まず、 $W(\omega, m)$ を、その j, k 要素に、センサ j での観測信号から分離信号 y_k までの周波数応答 $W_{jk}(\omega, m)$ を持つ $(N \times M)$ 行列であるとする。この $W(\omega, m)$ を分離行列と呼ぶ。分離行列を用いると、分離信号は時間一周波数領域で、

$$Y(\omega, m) = W(\omega, m) X(\omega, m)$$

となる。ここで $Y(\omega, m) = [Y_1(\omega, m), \dots, Y_N(\omega, m)]^T$ は、時間一周波数領域での分離信号であり、これを短時間逆離散フーリエ変換 (IDFT) することで、原信号の推定結果である分離信号 y_k を得る。なお、分離された分離信号 y_k の順序は、原信号 s_i の順序と必ずしも一致しない。すなわち、 $k=i$ とは限らない。また、 $Y(\omega, m)$ はベクトルである。

【0007】

<分離行列 $W(\omega, m)$ の推定>

BSS では、観測信号のみから分離行列 $W(\omega, m)$ を推定する。

分離信号 $W(\omega, m)$ の推定のための従来手法には、(a) 独立成分分析による方法、(b) 信号のスパース性を利用した方法、(c) スパース性により混合行列を推定する方法が知られている。以下、それぞれについて説明を行う。

[従来法 1: 独立成分分析による方法]

前述の式 (1) のように線形混合された信号を、信号の統計的独立性に基づいて分離する技術は、独立成分分析 (ICA: Independent Component Analysis) と呼ばれる。 $N=M=2$ の場合について、この ICA による分離過程のブロック図を、図 11 の (b) に示す。時間 - 周波数領域の ICA では、出力信号 $Y(\omega, m)$ の各要素が互いに独立となるよう、学習則 $W(\omega) = W(\omega) + \Delta W(\omega)$ により逐次的に学習を行い、各周波数における分離行列 $W(\omega, m)$ を求める。ここでは、ICA 分離行列推定部 305 が、例えば、

$$\Delta W = \mu [I - \langle \phi(Y(\omega, m)) Y(\omega, m)^H \rangle] \dots (2)$$

という学習則により $\Delta W(\omega)$ を求める。但し $[\alpha]^H$ は α の共役転置を示す。なお、 I は単位行列、 $\langle \cdot \rangle$ は時間平均、 ϕ はある非線形関数、 μ は更新係数を、それぞれ表す。また、ICA で求められる分離システムは、時不変線形システムとなる。

【0008】

ICA では信号の独立性に着目して分離を行うため、この分離行列 $W(\omega, m)$ を用い、 $Y'(\omega, m) = W(\omega, m) X(\omega, m)$ によって得られる $Y'(\omega, m) = [Y'_1(\omega, m), \dots, Y'_N(\omega, m)]^T$ には、順序の任意性と大きさ任意性がある。これは、順序や大きさが変わっても分離信号間の独立性が保たれるからである。

順序の任意性を解くことをパーミュテーション (permutation) の解決と呼ぶが、これは、すべての原信号 s_i に対応する分離信号成分が、すべての周波数で i 番目の分離信号 $Y_i(\omega, m)$ になるようにするものである。その方法としては、分離行列の逆行列 ($N \neq M$ の場合は Moore-Penrose 型擬似逆行列) を用いて得られる信号の推定到来方向を検証し、 i 番目の分離信号に対応する推定到来方向が各周波数においてすべて同じとなるように分離行列 $W(\omega, m)$ の行を入れ換える方法や、周波数間で i 番目の分離信号の絶対値 $|Y_i(\omega, m)|$ の相関が最も高くなるように分離行列 $W(\omega, m)$ の行を入れ換える方法などがある。なお、この例のパーミュテーション/スケーリング解決部 306 は、分離信号 $Y_i(\omega, m)$ をフィードバックしつつ、このパーミュテーションの解決を行う。

【0009】

また、大きさの任意性を解くことをスケーリング (scaling) の解決と呼ぶ。パーミュテ

ーション／スケーリング解決部 306 は、例えば、permutation 解決後に得られている分離行列 $W(\omega, m)$ の逆行列 ($N \neq M$ の場合は Moore-Penrose 型擬似逆行列) $W^{-1}(\omega, m)$ を計算し、分離行列 $W(\omega, m)$ の各行 $w_i(\omega, m)$ について

$$w_i(\omega, m) \leftarrow [W^{-1}(\omega, m)]_{ji} w_i(\omega, m)$$

とし、このスケーリングの解決を行う。

そして、順序と大きさの任意性を解決した分離行列 $W(\omega, m)$ を用い、 $Y(\omega, m) = W(\omega, m) X(\omega, m)$ により各周波数での分離信号を得る。

【0010】

なお、上述の学習則については、例えば、式 (2) における非線形関数として、 $\phi(Y) = \phi(|Y|) \cdot \exp(j \cdot \angle(Y))$, $\phi(x) = \text{sign}(x)$ などを用いることができる。また、上述のように、permutation 解決法としては、例えば、信号到来方向推定法や分離信号の周波数の周波数類似度を利用した方法の何れか、若しくは、両者を組み合わせた方法を用いることができ、それについては特許文献 1 に詳しい。さらに、ICA では、信号源の数 N とセンサ数 M が $M \geq N$ の関係にある必要がある。

【従来法 2：スパース性による方法】

信号源の数 N とセンサ数 M が $M \leq N$ の関係にある場合の分離手法として、信号のスパース性による方法がある (例えば、非特許文献 1)。

【0011】

信号のスパース性と相互独立性を仮定することで、複数の信号が同時に存在していても、サンプルレベルでは、同時刻に互いに重なり合って観測される確率が低いということを仮定できる。すなわち、各時刻における観測信号には、高々 1 個の信号しか含まれないということを仮定できる。従って、それぞれの時刻で観測された信号が、どの信号源から発せられた信号であるかを何らかの方法で推定し、その時刻の信号のみを抽出するような関数 (バイナリマスク) を分離システム $W(\omega, m)$ として用いることで、信号を分離することが可能である。これがスパース性による方法である。

【0012】

図 12 (従来法 2) は、このスパース性による方法を説明するためのブロック図である。

各時刻での信号源の推定には、以下の方法を用いるのが一般的である。すなわち、それぞれの信号源が空間的に離れて配置されているとすると、複数のセンサで観測される信号間に、各信号源とセンサの相対位置によって決まる位相差や振幅比が発生する。各時刻における観測信号には高々 1 つの信号しか含まれないという仮定から、各時刻における観測信号の位相差や振幅比は、その時刻の観測信号に含まれる 1 つの信号の位相や振幅となる。従って、各サンプルにおける観測信号の位相差や振幅比をクラスタリングすることができ、それぞれのクラスに属する時刻の信号を再構成することで各原信号を推定することができる。

【0013】

より具体的に述べる。はじめに観測信号相対値計算部 351 において、観測信号 $X(\omega, m)$ 間の

【0014】

【数 3】

$$\text{位相差 } z_1(\omega, m) = \angle \frac{X_i(\omega, m)}{X_j(\omega, m)} (i \neq j) \text{ 及び振幅比 } z_2(\omega, m) = \frac{|X_i(\omega, m)|}{|X_j(\omega, m)|} (i \neq j)$$

【0015】

の少なくとも一方が計算し、それを相対値 $z(\omega, m)$ とする。また、或いは位相差そのものではなく、位相差から求められる信号の到来方向を相対値 $z(\omega, m)$ としてもよい。

そして、クラスタリング部 352 で相対値 $z(\omega, m)$ の分布を調べると、 N 個のクラスを持つ分布となる。図 13 に、この分布を例示する。なお、この例は、3 信号の混合信号 ($N=3$) をセンサ 1 ($j=1$) 及びセンサ 2 ($j=2$) で観測した場合の例であり、(a) は位相差又は振幅比のみを用いて分布を求めた例、(b) は位相差と振幅比とを用いて分布を求めた例である。この図に示すように、スパース性により、これらの分布は、それぞれ $N=3$ 個のクラス 401~403 或いは 411~413 に分類できることが分かる。

【0016】

次に、代表値算出部 353 において、これら N 個のクラスの代表値 (ピーク・平均値・中央値など) を求め、便宜上、値の小さい方から a_1, a_2, \dots, a_N とする (図 13 の場合は a_1, a_2, a_3)。

そして、バイナリマスク作成部 354 において、

【数 4】

$$M_k(\omega, m) = \begin{cases} 1 & a_k - \varepsilon \leq z(\omega, m) \leq a_k + \varepsilon \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (k=1, \dots, N) \quad \dots (3)$$

というバイナリマスク $M_k(\omega, m)$ を作成する。ここで ε はバイナリマスクの幅を決めるパラメタである。次に、信号抽出部 355 において $Y_k(\omega, m) = M_k(\omega, m) X_j(\omega, m)$ の演算を行い、 k 番目の分離信号を得る。なお、 j は任意のセンサ番号である。

即ち、この例のスパース性による方法では、分離行列 $W(\omega, m)$ は時変であり、

$$W_{jk}(\omega, m) = M_k(\omega, m) \quad \text{for } j=1 \text{ or } 2$$

$$W_{kl}(\omega, m) = 0 \quad \text{for } l \neq j \quad (l=1, \dots, M)$$

という非線型システムとなる。

【0017】

[従来法 3: スパース性により混合行列を推定する方法]

信号源の数 N とセンサ数 M が $M=N$ の関係にある場合の信号分離手法として、信号のスパース性を用いて混合行列 $H(\omega)$ を推定し、その逆行列を用いて信号を分離する方法がある (例えば、非特許文献 2 参照。)

図 12 (従来法 3) は、このスパース性により混合行列を推定する方法を説明するためのブロック図である。

混合信号 $X(\omega, m)$ は、混合行列 $H(\omega)$ を用いて

【0018】

【数 5】

$$\begin{bmatrix} X_1(\omega, m) \\ X_2(\omega, m) \\ \vdots \\ X_N(\omega, m) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{11}(\omega) & \cdots & H_{1N}(\omega) \\ H_{21}(\omega) & \cdots & H_{2N}(\omega) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{N1}(\omega) & \cdots & H_{NN}(\omega) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_1(\omega, m) \\ S_2(\omega, m) \\ \vdots \\ S_N(\omega, m) \end{bmatrix} \cdot \cdot \cdot (4)$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ H_{21}(\omega)/H_{11}(\omega) & \cdots & H_{2N}(\omega)/H_{1N}(\omega) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{N1}(\omega)/H_{11}(\omega) & \cdots & H_{NN}(\omega)/H_{1N}(\omega) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{11}(\omega)S_1(\omega, m) \\ H_{12}(\omega)S_2(\omega, m) \\ \vdots \\ H_{1N}(\omega)S_N(\omega, m) \end{bmatrix} (5)$$

$$\equiv \hat{H}(\omega) \hat{S}(\omega, m) \cdot \cdot \cdot (6)$$

と表される。そのため、 $\hat{H}(\omega)$ を推定できれば、

$$Y(\omega, m) = \hat{S}(\omega, m) = \hat{H}(\omega)^{-1} X(\omega, m) \cdot \cdot \cdot (7)$$

により、分離信号 $Y(\omega, m)$ を推定できる。以下に、この $\hat{H}(\omega)$ の推定から分離信号 $Y(\omega$

, $m)$ までの流れを説明する。なお、以下において、 α^\wedge は、 α を示す。

【0 0 1 9】

はじめに、[従来法 2] と同様な手順により、観測信号相対値計算部 3 5 1、クラスタリング部 3 5 2、代表値算出部 3 5 3、バイナリマスク作成部 3 5 4 及び信号抽出部 3 5 5 において、1 つの信号しか存在しない時刻の信号

【数 6】

$$\hat{X}(\omega, m) = M_k(\omega, m) X(\omega, m)$$

を得る。ここでは、すべてのセンサの観測信号 $X(\omega, m) = [X_1(\omega, m), \cdots, X_M(\omega, m)]^T$ についてバイナリマスク $M_k(\omega, m)$ を適用する。このとき例えば、原信号 $S_i(\omega, m)$ のみがアクティブな時刻 m_i の観測信号は、

【0 0 2 0】

【数 7】

$$\hat{X}_j(\omega, m_i) = M_i(\omega, m_i) X_j(\omega, m_i) \approx H_{ji}(\omega) S_i(\omega, m_i) \cdots (8)$$

となる。

このように求められた分離信号 $\hat{X}_j(\omega, m_i)$ は混合過程計算部 356 に送られ、そこで

$$\begin{aligned} \hat{H}_{ji}(\omega) &= E \left[\frac{M_k(\omega, m_i) X_j(\omega, m_i)}{M_k(\omega, m_i) X_1(\omega, m_i)} \right] \\ &= E \left[\frac{\hat{X}_j(\omega, m_i)}{\hat{X}_1(\omega, m_i)} \right] = E \left[\frac{H_{ji}(\omega) S_i(\omega, m_i)}{H_{1i}(\omega) S_i(\omega, m_i)} \right] = E \left[\frac{H_{ji}(\omega)}{H_{1i}(\omega)} \right] \cdots (9) \end{aligned}$$

を計算することにより $\hat{H}(\omega)$ が推定される。ここで、 $E[\cdot]$ は、 m_i に関する平均である。このように求められた $\hat{H}(\omega)$ は、逆行列計算部 357 に送られ、そこでその逆行列 $\hat{H}(\omega)^{-1}$ が求められる。そして、信号分離部 358 において、上述の式 (7) の演算を行うことにより、分離信号 $Y(\omega, m)$ の推定ができる。

なお、この手法は、 $\hat{H}(\omega)$ の逆行列を用いるため、信号源の数 N とセンサ数 M が $M = N$ の関係にある場合にしか適用できない。

【特許文献 1】特開 2004-145172

【非特許文献 1】S. Rickard, R. Balan, and J. Rosca, "Real-Time Time-Frequency Based Blind Source Separation," 3rd International Conference on Independent Component Analysis and Blind Source Separation (ICA2001), San Diego, December, 2001.

【非特許文献 2】F. Abrard, Y. Deville, P. White, "From blind source separation to blind source cancellation in the underdetermined case: a new approach based on time-frequency analysis," Proceedings of the 3rd International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation (ICA'2001), p. 734-739, San Diego, California, Dec. 2001.

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【0021】

しかし、従来の分離行列の推定方法では、信号源の数 N とセンサの数 M が $N > M$ の関係にある場合に、混合信号を高い品質で分離することは困難であったという問題がある。

すなわち、前述のように、信号源の数 N とセンサの数 M が $N > M$ の関係にある場合、独立成分分析による方法、及びスパース性により混合行列を推定する方法は使用できない。また、信号のスパース性を利用した方法は使用できるが、この方法では、分離性能がよく、なおかつ歪みが小さい信号分離を行うことが困難である。

つまり、例えば、上述の式 (3) で示されるバイナリマスクの作成時、 ϵ を十分小さくすると良い分離性能を得ることができるが、その反面、このバイナリマスクによって排除されるサンプルの数も増加する。すなわち、信号のスパース性が完全なのであれば、各時刻の観測信号には高々 1 個の信号しか含まれず、各時刻における各相対値 $z(\omega, m)$ は、何れかの代表値 a_1, \dots, a_N の近傍に収まるはずである。しかし、実際には信号のスパース性は完全ではないため、ある時刻において、同一周波数の観測信号が 2 個以上存在する場合もある。この場合、この時刻における相対値 $z(\omega, m)$ は代表値 a_1, \dots, a_N から離れた値となり、 ϵ の値によってはバイナリマスクによって排除されてしまう

。その結果、このサンプルに対応する観測信号が0として取り扱われ、分離信号に0成分が詰め込まれることになる。そして、この排除されるサンプルの割合は ϵ の値が小さいほど大きいため、この0成分が詰め込まれる量も ϵ の値が小さいほど大きくなる。そして、各分離信号に多くの0成分が詰め込まれた場合、これが原因となって、分離信号の歪みが大きくなり、Musical Noiseと呼ばれる聴感上不快なノイズが発生する。一方、バイナリマスクの ϵ を大きくすると、分離信号に詰められる0成分が少なくなりMusical Noiseは減少するが、その反面、分離性能が劣化する。

【0022】

この発明はこのように鑑みてなされたものであり、信号源の数 N とセンサの数 M が $N > M$ の関係にある場合に、混合信号を高い品質で分離することを可能にする技術を提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0023】

この発明では上記課題を解決するために、 N ($N \geq 2$) 個の信号が混合し、 M 個のセンサで観測される状況において、滑らかな形状を持つマスクを用いて信号の分離抽出を行う。

すなわち、センサにおいて観測された観測信号を周波数領域の信号に変換し、この周波数領域の信号を用い、センサ間における観測値の相対値（相対値の写像も含む概念）を、各周波数において算出し、その相対値を N 個のクラスにクラスタリングする。そして、この各クラスの代表値を算出し、 V ($1 \leq V \leq M$) 個の代表値を含む所定の範囲（以下「限定範囲」という。）内にある相対値に対してハイレベル値をとり、この限定範囲内にはない代表値に対してローレベル値をとり、相対値の変化に伴う当該ハイレベル値から当該ローレベル値への推移が連続的である関数（滑らかな形状のマスク）を作成する。そして、この滑らかな形状のマスクを用い、周波数領域の信号から、 V 個の信号源から発せられた信号からなる限定信号を抽出する。

【0024】

ここで、本発明で用いる滑らかな形状のマスクは、[従来法2]によるマスク（0或いは1の値をとるバイナリマスク）と異なり、そのエッジ部分が滑らかに広がった形状を有する。そのため、この滑らかな形状のマスクを用い、ある時刻において同一周波数の観測信号が2個以上存在し、サンプル値が代表値 a_1, \dots, a_N から離れた場合であっても、この位置に対するマスクが0以外の或る値を持つ場合もあるため、急峻に値が変化するバイナリマスクよりも、多くの信号を抽出することができる。その結果、分離信号に不連続に0成分が詰め込まれることによる品質劣化を抑制できる。

【0025】

また、滑らかな形状のマスクはエッジ部分に近づくほど値が小さくなるため、従来のバイナリマスクにおいて単に ϵ を大きくした場合に比べ、分離性能の劣化も少ない。

さらに、抽出される限定信号は、 V ($\leq M$) 個の原信号のみからなると考えられるため、分離問題が簡単になっている。従って、限定信号については、[従来法1]や[従来法3]を用いて容易に信号の分離ができる。また $V=1$ の場合には、[従来法1]や[従来法3]の方法を用いる必要もない。

【発明の効果】

【0026】

以上より、この発明では、信号源の数 N とセンサの数 M が $N > M$ の関係にある場合に、混合信号を高い品質で分離することができる。

【発明を実施するための最良の形態】

【0027】

以下、この発明の実施の形態を図面を参照して説明する。

【第1の実施の形態】

本形態は、死角型ビームフォーマの指向特性を用いた「滑らかな形状のマスク」を用いて観測信号から限定信号を抽出し、抽出した限定信号をICAによって信号分離する例で

ある。なお、本形態の限定信号は、2個以上センサ数以下の数の信号源から発せられた信号によって構成される混合信号である。

図1は、公知のコンピュータに所定のプログラム（信号分離プログラム）を実行させることにより構築される、本形態の信号分離装置1の全体構成を例示したブロック図である。また、図2は、図1における代表値算出部30、マスク制御部40、限定信号作成部50-k（ $k=1, \dots, u$ 、但し u は後述する系統数）及び限定信号分離部60-kの詳細を例示したブロック図である。また、図3は、図1及び図2のマスク作成部51-kの詳細を例示したブロック図である。さらに、図4は、本形態における信号分離装置1の処理を説明するためのフローチャートである。以下、これらの図を用いて、この例の信号分離装置1の構成及び処理を説明していく。

【0028】

<概要>

まず、この例の構成及び処理の概要について説明する。

本形態では、 N 個の信号源から発せられた信号は統計的に互いに独立であり、それぞれの信号は十分スパースであると仮定する。また、「スパース」とは、信号が殆どの時刻 n において0であることを指し、このスパース性は、例えば音声信号で確認される。

まず M 個の観測信号 $x_j(t)$ を周波数領域の観測信号 $X_j(\omega, m)$ に変換した後、代表値算出部30において、各原信号に対応する N 個の代表値 a_1, a_2, \dots, a_N を算出する。

【0029】

次に、マスク制御部40にて代表値 a_1, a_2, \dots, a_N のうち V （ $2 \leq V \leq M$ ）個を適当に選び、限定信号作成部50-kにおいて、観測信号 $X_j(\omega, m)$ から V 個の原信号のみから構成される限定信号 $\hat{X}(\omega, m)$ を推定する。なお、 $V=1$ の場合には、後述する「第3の実施の形態」の方法を用いる。ここでは、マスク作成部51-kにおいて V 個の信号を取りだすような「滑らかな形状のマスク」を作成し、限定信号抽出部52-kでこのマスクを観測信号 $X_j(\omega, m)$ に作用させることで、限定信号 $\hat{X}(\omega, m)$ を推定する。

【0030】

次に限定信号分離部60-kにおいて、 V 個の分離信号を得るための分離システムを推定する。ここでは、 M 個の限定信号 $\hat{X}(\omega, m)$ を入力とし、 V 個の分離信号 $Y(\omega, m)$ を出力する。ここで、分離システムの入力数 M と出力数 V について、 $V \leq M$ であるので、ここでの分離システムの推定には、[従来法1]や[従来法3]を用いることが可能である。

最後に時間領域変換部70-kにおいて、時間周波数領域で得られている分離信号分離信号 $Y(\omega, m)$ を時間領域の信号に変換する。

【0031】

しかし以上の処理だけでは V 個の分離信号しか得られない。よって、その他の分離信号を得るに、マスク制御部40で選択する V 個の代表値の構成を変え、限定信号作成部50-kから時間領域変換部70-kまでの処理を複数系統（ u 系統）行う。

そして最後に、信号統合部80にて、各系統からの出力を統合し、 N 個全ての分離信号を得る。

<構成及び処理の詳細>

次に、この例の構成及び処理の詳細について説明する。

【0032】

この例は、 N （ $N \geq 2$ ）個の信号源から発せられた信号が混合し、 M 個のセンサ10において観測される状況において、その観測信号から原信号を分離抽出するものである。なお、上述のようにこの例の信号は音声信号等のスパース性を仮定できる信号であり、その音源数は既知或いは推定可能とする。また、この例のセンサ10は、この信号を観測できるマイク等であり、それらは直線上に配置されるものとする。

各センサ10において観測された時間領域の各観測信号 $x_j(t)$ （ $j=1, \dots, M$ ）

)は周波数領域変換部20に送られ(ステップS1)、周波数領域変換部20は、短時間離散フーリエ変換等によって、これらの信号を時間ごとの周波数領域の観測信号 $X_j(\omega, m)$ に変換する(ステップS2)。これら周波数領域の観測信号 $X_j(\omega, m)$ は、代表値算出部30及び限定信号作成部50-k($k=1, \dots, u$)に送られ、代表値算出部30の相対値算出部31は、送られた周波数領域の観測信号 $X_j(\omega, m)$ を用い、各センサ10間における観測値の相対値 $z(\omega, m)$ を、各周波数において算出する(ステップS3)。

【0033】

なお、相対値 $z(\omega, m)$ としては、例えば、

【数8】

$$\text{位相差 } z_1(\omega, m) = \angle \frac{X_i(\omega, m)}{X_j(\omega, m)} (i \neq j) \text{ 及び 振幅比 } z_2(\omega, m) = \frac{|X_i(\omega, m)|}{|X_j(\omega, m)|} (i \neq j)$$

の少なくとも一方を用いてもよく、また、或いは位相差そのものではなく、その写像(例えば、位相差から求められる信号の到来方向)を用いてもよい。

この例では、i番目とj番目の任意の2つのセンサ10における観測信号間位相差 $z_1(\omega, m)$ から得られる信号の到来方向

【数9】

$$z_3(\omega, m) = \cos^{-1} \frac{z_1(\omega, m)v}{\omega d}$$

をこの相対値 $z(\omega, m)$ として利用し、相対値算出部31は、この $z_3(\omega, m)$ を算出するものとする。ここで v は信号の早さ、 d はセンサiとセンサjとの間隔である。

このように算出された相対値 $z_3(\omega, m)$ は、クラスタリング部32に送られ、クラスタリング部32は、この相対値 $z_3(\omega, m)$ をN個のクラスにクラスタリングする(ステップS4)。この例の場合、クラスタリング部32は、送られた相対値 $z_3(\omega, m)$ からヒストグラムを作成する。

図5は、このように作成されたヒストグラムの例示である。なお、この例は原信号の数 $N=3$ のものである。

【0034】

この図に例示するように、この例のヒストグラムは、 $N(=3)$ 個のピークを持つ分布になる。この例のクラスタリング部32は、この分布を $N(=3)$ 個のクラス91~93にクラスタリングする。これは、例えば、適当な閾値を設定してクラスタリングしてもよいし、 k -means法や階層的クラスタリング等の多くの教科書で説明されている方法を用いてもよい(例えば、「尾上守夫 監訳『パターン識別』, 新技術コミュニケーションズ, ISBN 4-915851-24-9, 第10章」等参照)。

クラスタリング部32で生成されたクラスタリングの情報は代表値計算部33に送られ、代表値計算部33は、N個の各クラスの代表値 a_1, a_2, \dots, a_N を算出する(ステップS5)。具体的には、例えば、ヒストグラムの各クラスのピークを代表値としてもよく、また、各クラスの平均値を代表値としてもよい。そして、例えばこのN個の代表値を、(便宜上)値の小さい方から a_1, a_2, \dots, a_N とする(図5参照)。なお、これらの代表値 a_1, a_2, \dots, a_N は、N個の各信号の到来方向の推定値になっている。

【0035】

この例の代表値 a_1, a_2, \dots, a_N の情報はマスク制御部40に送られ、マスク制御部40は、これら代表値 a_1, a_2, \dots, a_N を要素に持つ集合を G_0 とする。また、集合 G を空集合に初期化し、変数 k を0とする(ステップS6)。

次に、マスク制御部40での制御のもと、N個すべての分離信号が得られるまで、限定信号作成部50-k($k=1, \dots, u$)、限定信号分離部60-k及び時間領域変換部70-kにおける複数系統(u系統)の処理が行われる。

まず、マスク制御部 4 0 は、変数 k に 1 を加えた値を新たな変数 k とする（ステップ S 7）。次に、マスク制御部 4 0 は、集合 G_0 のうち、集合 G の補集合 G^c （ α^c は α の補集合を示す）の元を含む適当な V （ $\leq M$ ）個の代表値の集合を G_k とし、それを限定信号作成部 5 0 - k に送る（ステップ S 8）。

【0036】

これを受け取った限定信号作成部 5 0 - k は、マスク作成部 5 1 - k において、送られた集合 G_k を代表値に持つクラス of の信号を抽出する「滑らかな形状のマスク」を作成する（ステップ S 9）。ここで、「滑らかな形状のマスク」とは、 V （ $2 \leq V \leq M$ ）個の代表値を含む所定の範囲（限定範囲）内にある相対値に対してハイレベル値をとり、この限定範囲内にない代表値に対してローレベル値をとり、相対値の変化に伴う当該ハイレベル値から当該ローレベル値への推移が連続的である関数を意味する。なお、この例の「ハイレベル値」とは、0 より十分大きな数値（例えば 1 以上）を意味し、「ローレベル値」とは 0 に十分小さな値（例えば、ハイレベル値に対して 6 0 d B 以下等）を意味するが、特にその値に限定はない。

【0037】

本形態では、 $N - V + 1$ 個のセンサにより形成される死角型ビームフォーマの指向特性を利用して「滑らかな形状のマスク」を作成する。このマスクは、限定信号に含まれる V 個の信号の方向（ G_k ）へは十分な感度を持ち、除去されるべき $N - V$ の信号の方向（ $G_0 \cap G_k^c$ ）へは感度の低い特性（死角）を持つ、なめらかな形状のマスクである。

以下に、本形態の「滑らかな形状のマスク」の生成手順について説明する。

まず、マスク作成部 5 1 - k の遅延行列生成部 5 1 a - k （図 3）において、 $((N - V + 1) \times (N - V + 1))$ の遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ を生成する。ここで、遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ の $j i$ 要素は、 $H_{NBF} j i(\omega) = \exp(j \omega \tau_{j i})$ である。ただし、 $\tau_{j i} = (d_j / v) \cos \theta_i$ 、 ω は周波数の変数、 v は信号の速さである。また、 θ_1 は限定範囲内の代表値に対応する信号源の推定方向（ G_k の要素）の何れか 1 つ、 θ_i （ $i = 2, \dots, N - V + 1$ ）は限定範囲内にない代表値に対応する各信号源の推定方向（ $G_0 \cap G_k^c$ の要素）すべて、 $j = 1, \dots, N - V + 1$ 、 d_j はセンサ 1 とセンサ j との距離（ d_1 は 0）である。なお、 θ_i （ $i = 1, 2, \dots, N - V + 1$ ）の取り方は図 6 のようになる。すなわち、まず、直線上に配置された M 個のセンサ 1 0 の中央を原点とする（1 番目のセンサ 1 0 と原点との距離 L_1 = 原点と M 番目のセンサ 1 0 との距離 L_2 ）。そして、この原点と i 番目の信号源とを結ぶ線分と、原点と 1 番目のセンサ 1 0 とを結ぶ線分とがなす角度を、 i 番目の信号源に対応する θ_i とする。

【0038】

生成された遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ は NBF 作成部 5 1 b - k に送られ、NBF 作成部 5 1 b - k は、この遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ を用い、死角ビームフォーマ（NBF）の特性を持つ NBF 行列 $W(\omega)$ を作成する。これは、遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ の逆行列 $W(\omega) = H_{NBF}^{-1}(\omega)$ を算出することで得られる。

この NBF 行列 $W(\omega)$ は、指向特性計算部 5 1 c - k に送られ、指向特性計算部 5 1 c - k は、この NBF 行列 $W(\omega)$ の 1 行目の要素を $W_{1k}(\omega)$ とし、 θ を信号の到来方向の変数とした場合における、指向特性関数

【数 1 0】

$$F(\omega, \theta) = \sum_{k=1}^{N-V+1} W_{1k}(\omega) \exp(j \omega d_k \cos \theta / v) \cdots (10)$$

を生成する。なお、 θ の取り方は上述の θ_i と同じである。

生成された指向特性関数 $F(\omega, \theta)$ は、マスク構成部 5 1 d - k に送られ、マスク構成部 5 1 d - k は、この指向特性関数 $F(\omega, \theta)$ を用いて、滑らかな形状のマスク $M_{Dc}(\omega, m)$ を生成する。

生成するマスク $M_{Dc}(\omega, m)$ としては、例えば、この指向特性 $F(\omega, \theta)$ 自身

【マスク1】 $M_{DC}(\omega, m) = F(\omega, z_3(\omega, m)) \dots (11)$
を用いたものを例示できる。

【0039】

また、指向特性 $F(\omega, \theta)$ の絶対値

【マスク2】 $M_{DC}(\omega, m) = |F(\omega, z_3(\omega, m))| \dots (12)$
を用いたものをマスク $M_{DC}(\omega, m)$ としてもよい。

図7(a)は、【マスク2】の例(信号数 $N=3$ 、センサ数 $M=2$ の場合)を示している。この例の「滑らかな形状のマスク」は、信号除去数 $N-M=1$ のものであり、一方向 a_1 へ小さいゲインを持つものである。なお、この「滑らかな形状のマスク」は、 $M(=V)=2$ 個の信号(ここでは a_2 及び a_3 方向より到来する2個の信号)を限定信号として抽出するためのものである(後述の図7(b)、(c)も同様)。

【0040】

また、以下のように、指向特性 $F(\omega, \theta)$ を変形したものをマスク $M_{DC}(\omega, m)$ としてもよい。ここで、 G_k の要素の中の互いに隣り合う2つの a_i に挟まれる相対値 $z_3(\omega, m)$ の領域すべてを限定信号領域と呼ぶ。また、 G_k に a_1 や a_N が含まれる場合、 $0^\circ \leq z_3(\omega, m) \leq a_1$ 、 $180^\circ \geq z_3(\omega, m) \geq a_N$ も限定信号領域に含むものとする。さらに、 $G_0 \cap G_k^c$ の要素の中の互いに隣り合う2つの a_i に挟まれる相対値 $z_3(\omega, m)$ の領域すべてを除去信号領域と呼ぶ。また、 $G_0 \cap G_k^c$ に a_1 や a_N が含まれる場合、 $0^\circ \leq z_3(\omega, m) \leq a_1$ 、 $180^\circ \geq z_3(\omega, m) \geq a_N$ も除去信号領域に含むものとする。そして、限定信号領域、除去信号領域のどちらにも属さない領域を過渡領域と呼ぶ。

【0041】

すなわち、例えば、除去信号領域のゲインを一様に小さくする特性を持つマスク

【数11】

【マスク3】

$$M_{DC}(\omega, m) = \begin{cases} F(\omega, z_3(\omega, m)) & z_3(\omega, m) \in \text{除去信号領域以外の領域} \\ F(\omega, \theta_r) & z_3(\omega, m) \in \text{除去信号領域} \end{cases} \dots (13)$$

【マスク4】

$$M_{DC}(\omega, m) = \begin{cases} |F(\omega, z_3(\omega, m))| & z_3(\omega, m) \in \text{除去信号領域以外の領域} \\ |F(\omega, \theta_r)| & z_3(\omega, m) \in \text{除去信号領域} \end{cases} \dots (14)$$

をマスク $M_{DC}(\omega, m)$ としてもよい。ここで θ_r は、除去信号領域の端点のうち、隣り合う限定信号領域の端点と最も近いものを意味する。図7(b)に、この【マスク4】の例(信号数 $N=3$ 、センサ数 $M=2$ の場合)を示す。

【0042】

また、例えば、

【数12】

【マスク5】

$$M_{DC}(\omega, m) = \begin{cases} a & z_3(\omega, m) \in \text{限定信号領域} \\ b & z_3(\omega, m) \in \text{除去信号領域} \dots (15) \\ F(\omega, z_3(\omega, m)) & z_3(\omega, m) \in \text{過渡領域} \end{cases}$$

のように、限定信号領域の指向特性を一様にしたマスク $M_{DC}(\omega, m)$ を用いることも

可能である。

ここで a としては例えば、除去信号領域の $|F(\omega, \theta)|$ の最大値などの 0 より十分大きい値を用い、 b としては例えば、指向特性のゲインの最小値などの小さな値を用いる。図 7 (b) に [マスク 5] の例 (信号数 $N=3$ 、センサ数 $M=2$ の場合) を示す (マスク作成部 51-k / ステップ S9 の説明終わり)。

【0043】

以上のようにマスク作成部 51-k で生成された滑らかな形状のマスク $M_{DC}(\omega, m)$ は限定信号抽出部 52-k に送られ、限定信号抽出部 52-k は、この滑らかな形状のマスク $M_{DC}(\omega, m)$ を用い、周波数領域変換部 20 から送られた (ステップ S2) 周波数領域の観測信号 $X(\omega, m)$ から、 V 個の信号源から発せられた信号のみからなる限定信号 $X_k^{\wedge}(\omega, m) = [X_{k1}^{\wedge}(\omega, m), \dots, X_{kM}^{\wedge}(\omega, m)]^T$ を抽出する (ステップ S10)。つまり、限定信号抽出部 52-k は、設計されたマスク $M_{DC}(\omega, m)$ と周波数領域の観測信号 $X(\omega, m)$ とを用い、 $X_k^{\wedge}(\omega, m) = M_{DC}(\omega, m) X(\omega, m)$ により、限定信号 $X_k^{\wedge}(\omega, m)$ を生成する (図 2)。

【0044】

この限定信号 $X_k^{\wedge}(\omega, m)$ は、限定信号分離部 60-k に送られ、限定信号分離部 60-k は、この限定信号 $X_k^{\wedge}(\omega, m)$ を分離する (ステップ S11)。ここで、限定信号 $X_k^{\wedge}(\omega, m) = M_{DC}(\omega, m) X(\omega, m)$ は、 V ($2 \leq V \leq M$) 個の信号源から発せられた信号によって構成された混合信号であると近似される。よって、その分離行列の推定には [従来法 1] で述べた独立成分分析による方法を利用できる。すなわち独立成分分析の入力として、観測信号 X の代わりに限定信号 $X_k^{\wedge}(\omega, m)$ を用い、例えば [従来法 1] で述べた式 (2) を用いて分離を行う。

【0045】

本実施例における ICA による分離では、まず、ICA 分離行列推定部 61-k において、限定信号 $X_k^{\wedge}(\omega, m)$ を用い、前述の式 (2) の学習則に従い分離行列 $W(\omega, m)$ を生成する。なお、この分離行列 $W(\omega, m)$ の生成には、例えば、以下のパーミュテーション解決部 62-k からの出力値 $Y_k(\omega, m)$ のフィードバックを用いる。生成された分離行列 $W(\omega, m)$ はパーミュテーション解決部 62-k に送られ、パーミュテーション解決部 62-k は、この分離行列 $W(\omega, m)$ と限定信号 $X_k^{\wedge}(\omega, m)$ を用い、 $Y_k(\omega, m) = W(\omega, m) X_k^{\wedge}(\omega, m)$ の演算を行いそれぞれの分離信号 $Y_k(\omega, m) = [Y_{k1}^{\Pi_{k1}}(\omega, m), \dots, Y_{kV}^{\Pi_{kV}}(\omega, m)]^T$ を生成する。そして、パーミュテーション解決部 62-k は、例えば、この分離信号 $Y_k(\omega, m)$ をフィードバックし、[従来法 1] で述べた方法で Permutation 問題を解決する。Permutation 問題の解決後、パーミュテーション解決部 62-k は、さらに、分離信号 Y_{kq} ($q=1, \dots, V$) がどの原信号に対応するのかを示すタグ情報を、分離信号 Y_{kq} ($q=1, \dots, V$) に付与する。ここでは、このタグを分離信号 Y_{kq} の上付添字 Π_{kq} として表記する。

【0046】

具体的には、例えば、パーミュテーション解決部 62-k が、分離行列の逆行列 ($N \neq M$ の場合は Moore-Penrose 型擬似逆行列) を用いて得ることができる信号の推定到来方向

【数 13】

$$\theta_q = \arccos \frac{\arg([W_{iq}^{-1}]/[W_{jq}^{-1}])}{2\pi f v^{-1} d} \dots (16)$$

(但し v は信号の速さ、 d はセンサ i とセンサ j との間隔) と、集合 G_k に含まれる代表値とを比較し、 θ_q に最も近い代表値 a_i を q 番目の分離信号 Y_{kq} に対応付ける (ステップ S12)。つまり、パーミュテーション解決部 62-k は、この分離信号 Y_{kq} に対し、代表値 a_i を示すタグ Π_{kq} を付与する (対応付ける)。

タグ Π_{kq} が付与された各分離信号 Y_{kq} は、時間領域変換部 70-k に送られ、時間

領域変換部 70-k は、例えば、短時間逆離散フーリエ変換等により、時間周波数領域で得られている各分離信号 $Y_{k,q}$ を時間領域の信号に変換する（ステップ S13）。なお、時間領域の信号 $y_k(t) = [y_{k,1} \Pi_{k,1}(t), \dots, y_{k,V} \Pi_{k,V}(t)]^T$ にも上述のタグ $\Pi_{k,q}$ が関連付けられている。そして、この時間領域の分離信号 $y_k(t)$ は信号統合部 80 に送られる。

【0047】

次に、マスク制御部 40 において、 G と G_k の和集合 $G^U G_k$ を新たな G とし（ステップ S14）、この新たな G が G_0 であるか否かを判断する（ステップ S15）。ここで、 $G = G_0$ でなければステップ S7 の処理に戻る。一方、 $G = G_0$ であれば、信号統合部 80 において、各系統 k （時間領域変換部 70-k / $k=1, \dots, u$ ）から出力された分離信号 $y_k(t)$ の選択／統合を行い、 N 個すべての分離信号を得る（ステップ S16）。信号統合部 80 は、すべての系統 k において同じタグを持つ分離信号 $y_k(t)$ が存在しない場合、すべての分離信号 $y_k(t)$ を最終的な分離信号 $y_k(t)$ として出力する。一方、複数の系統において同じタグを持つ信号が存在する場合、すなわち同じ代表値 a_i を示すタグ $\Pi_{k,q}$ を持つ分離信号 $y_k(t)$ が、複数の系統 k において得られている場合、信号統合部 80 は、どれか 1 つの分離信号 $y_k(t)$ を適当に選択して出力するか、それらの平均を計算し、それを出力する。以上により、 N 個の信号が少ない歪で分離される。

【0048】

<性能比較>

以下は、[従来法 2] で信号分離を行った場合と、本形態の方法で [マスク 2] を用いて信号分離を行った場合との性能を比較した表である。

【表 1】

	SIR1	SIR2	SIR3	SDR1	SDR2	SDR3
従来法2	17.3	11.6	17.6	8.1	7.4	7.1
本形態	-	5.9	17.6	-	13.4	17.4
	18.5	7.0	-	16.2	13.0	-

この例では、原信号として、3 人の話者（男性 2 名・女性 1 名）による音声信号を用い、残響の無い環境でのこれらの混合信号を、2 つの無指向性マイクで観測する状況をシミュレートしている。なお、表中の SIR は信号対妨害音比（Signal to interference ratio）（dB）であり、分離性能を示す指標である。また、SDR は信号対歪比（Signal to distortion ratio）（dB）であり、信号の歪の程度を示す指標である。双方とも値が大きい方が性能が良いことを示している。また、SIR1 及び SDR1 は話者 1 に、SIR2 及び SDR2 は話者 2 に、SIR3 及び SDR3 は話者 3 に、それぞれ対応している。また、本形態のデータは縦 2 段になっているが、これは $k=1$ の系統の分離結果と、 $k=2$ の系統の分離結果にそれぞれ対応するものである。

【0049】

この表に示すように、この形態の方法では、分離性能 SIR をほとんど落とすことなく、従来法 2 に比べ格段に高い SDR を得ることができている。これは信号の歪が少ない分離ができていることを示している。これより、本形態の方法は、信号源の数 N がセンサの数 M より多い場合に信号を低歪で分離するために有効であることが分かる。

【第 2 の実施の形態】

本形態では、限定信号作成部で「滑らかな形状のマスク」を用い、限定信号分離部で混合行列推定による分離方法を用いる例を示す。なお、本形態において第 1 の実施の形態と共通する事項については説明を省略する。

【0050】

図 8 は、本形態の信号分離装置 100 のうち、 V 個の分離信号を得る 1 系統のみを例示

したブロック図である。

なお、図8において第1の実施の形態と共通する構成については、第1の実施の形態と同じ符号を付した。図8に例示するように、第1の実施の形態の信号分離装置1と、本形態の信号分離装置100と構成上の相違点は、限定信号作成部50-kが限定信号作成部150-kに置き換わり、限定信号分離部60-kが限定信号分離部160-kに置き換わる点である。また、マスク作成部151-kが2種類のマスクを作成する点も異なる。以下、本形態の構成及び処理について説明する。

【0051】

まず、周波数領域変換部20が生成した周波数領域の観測信号 $X_j(\omega, m)$ が、代表値算出部30の相対値算出部31、限定信号作成部150-kの積演算部152-k及び限定信号分離部160-kの積演算部161-kに送られる。代表値算出部30は、第1の実施の形態と同様に、相対値算出部31において観測値の相対値 $z(\omega, m)$ を算出し、クラスタリング部32においてクラスタリングを行い、代表値算出部33において代表値 a_1, a_2, \dots, a_N を算出する。なお、本形態では、相対値 $z(\omega, m)$ として、i番目とj番目の任意の2つのセンサにおける観測信号間位相差 $z_1(\omega, m)$ から得られる信号の到来方向

【数14】

$$z_3(\omega, m) = \cos^{-1} \frac{z_1(\omega, m)v}{\omega d}$$

を用いるのが望ましい。

【0052】

これらの代表値 a_1, a_2, \dots, a_N は、マスク制御部40を介し、限定信号作成部150-kのマスク作成部151-kに送られ、マスク作成部151-kは、2種類のマスクを作成する。1つは、 $V (\leq M)$ 個の信号が混合した限定信号 $\hat{X}(\omega, m)$ を抽出するためのマスクであり、第1の実施の形態に示した滑らかな形状のマスク $M_{Dc}(\omega, m)$ である。もう1つは、1個の信号のみを含む信号を抽出するバイナリマスク $M_k(\omega, m)$ であり、[従来法2]で示したものと同様の

【数15】

$$M_k(\omega, m) = \begin{cases} 1 & a_k - \varepsilon \leq z(\omega, m) \leq a_k + \varepsilon \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (k=1, \dots, N) \quad \dots (17)$$

のようなマスクである。

ここで、マスク作成部151-kが生成した滑らかな形状のマスク $M_{Dc}(\omega, m)$ は限定信号抽出部152-kに送られ、バイナリマスク $M_k(\omega, m)$ は限定信号分離部160-kの積演算部161-kに送られる。

限定信号抽出部152-kは、送られた滑らかな形状のマスク $M_{Dc}(\omega, m)$ を観測信号 $X(\omega, m)$ に掛けた限定信号 $\hat{X}(\omega, m) = M_{Dc}(\omega, m) X(\omega, m)$ を算出する。この限定信号 $\hat{X}(\omega, m)$ は、 V 個の信号が混合したものと近似されるので、限定信号分離部160-kにおける信号の分離には[従来法3]で述べた混合行列推定法が応用できる。

【0053】

そこでまず、限定信号分離部160-kの積演算部161-kにおいて、 $\hat{X}_k(\omega, m) = M_k(\omega, m) \hat{X}(\omega, m)$ の演算を行い、1個の信号のみを含む分離信号 $\hat{X}_k(\omega, m)$ を得る。そして、この分離信号 $\hat{X}_k(\omega, m)$ を混合過程推定部162-kに送り、混合過程推定部162-kにおいて、この分離信号 $\hat{X}_k(\omega, m)$ を用い、[従来法3]と同様に

【数16】

$$\begin{aligned}\hat{H}_{ji}(\omega) &= E \left[\frac{M_k(\omega, m_i) X_j(\omega, m_i)}{M_k(\omega, m_i) X_1(\omega, m_i)} \right] \\ &= E \left[\frac{\hat{X}_j(\omega, m_i)}{\hat{X}_1(\omega, m_i)} \right] = E \left[\frac{H_{ji}(\omega) S_i(\omega, m_i)}{H_{1i}(\omega) S_i(\omega, m_i)} \right] = E \left[\frac{H_{ji}(\omega)}{H_{1i}(\omega)} \right]\end{aligned}$$

によって混合行列 \hat{H} を推定する。なお、この混合行列 \hat{H} のサイズは $N \times M$ となっている。

この混合行列 \hat{H} は逆行列計算部 163-k に送られ、逆行列計算部 163-k は、まずこの混合行列 \hat{H} ランクを落す。すなわち、混合行列 \hat{H} のうち、 V 個の信号からなる限定信号 $\hat{X}(\omega, m)$ に対応する V 列のみを取り出し、 $V \times V$ の正方行列 \hat{H}_M を作成する。これは、 V 個の信号の混合と近似される限定信号 $\hat{X}(\omega, m)$ の分離を行うためである。

【0054】

次に逆行列計算部 163-k は、作成した正方行列 \hat{H}_M の逆行列 $\hat{H}_M^{-1}(\omega)$ を計算し、これを積演算部 164-k に送る。積演算部 164-k は、限定信号抽出部 152-k で抽出された限定信号 $\hat{X}(\omega, m)$ と、逆行列計算部 163-k から送られた逆行列 $\hat{H}_M^{-1}(\omega)$ を用い、 $Y_k(\omega, m) = \hat{H}_M^{-1}(\omega) \hat{X}(\omega, m)$ により、 V 個の分離信号 $Y_k(\omega, m) = [Y_{k1} \dots Y_{kV}(\omega, m)]^T$ を推定する。なお、分離信号 Y_{kq} ($q=1, \dots, V$) がどの原信号に対応するのかを示すタグ情報の付与は、前述の式 (16) において、 W^{-1} の代わりに \hat{H}_M を用いて信号の推定到来方向を求め、その方向がどの代表値 a_i に近いかを判断して行う。

【0055】

〔第3の実施の形態〕

本形態では、「滑らかな形状のマスク」を用い、観測信号から、何れか1個の信号源から発せられた信号によって構成される限定信号のみを抽出し、抽出した限定信号を分離信号とする例である。なお、本形態において第1の実施の形態と共通する事項については説明を省略する。

図9は、本形態の信号分離装置200のうち、1個の分離信号を得る1系統部分のみを例示したブロック図である。なお、図9において第1の実施の形態と共通する構成については、第1の実施の形態と同じ符号を付した。

【0056】

図9に例示するように、第1の実施の形態の信号分離装置1と、本形態の信号分離装置200と構成上の相違点は、限定信号作成部50-kが限定信号作成部250-kに置き換わる点、及び本形態の信号分離装置200には限定信号分離部60-kが存在しない点である。以下、本形態の構成及び処理について説明する。

まず、周波数領域変換部20が生成した周波数領域の観測信号 $X(\omega, m)$ が、代表値算出部30の相対値算出部31及び限定信号作成部250-kの限定信号抽出部252-kに送られる。代表値算出部30は、第1の実施の形態と同様、相対値算出部31において観測値の相対値 $z(\omega, m)$ を算出し、クラスタリング部32においてクラスタリングを行い、代表値算出部33において代表値 a_1, a_2, \dots, a_N を算出する。なお、相対値 $z(\omega, m)$ としては、位相差及び振幅比の少なくとも一方、或いはその写像（例えば、位相差から求められる信号の到来方向）等を用いることができるが、本形態では、観測信号間位相差から求められる信号の到来方向

【数17】

$$z_3(\omega, m) = \cos^{-1} \frac{z_1(\omega, m)v}{\omega d}$$

を相対値とする。

【0057】

これらの代表値 a_1, a_2, \dots, a_N は、限定信号作成部250-kのマスク作成部251-kに送られ、マスク作成部251-kは、これらを用い、何れかの代表値 a_i を抽出するための「滑らかな形状のマスク」を生成する。なお、本形態の「滑らかな形状のマスク」は、 V ($V=1$) 個の代表値を含む限定範囲内にある相対値に対してハイレベル値をとり、この限定範囲内にない代表値に対してローレベル値をとり、相対値の変化に伴う当該ハイレベル値から当該ローレベル値への推移が連続的である関数である。

【0058】

以下に、本形態の「滑らかな形状のマスク」の生成手順について説明する。

まず、マスク作成部251-kは、 $(N \times N)$ の遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ を生成する。ここで、遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ の j i 要素は、 $H_{NBF}(\omega)_{ji} = \exp(j\omega\tau_{ji})$ である。ただし、 $\tau_{ji} = (d_j/v) \cos \theta_i$ 、 ω は周波数の変数、 v は信号の速さである。また、 θ_1 は抽出したい信号の到来方向の推定値 (a_1, a_2, \dots, a_N のうちのひとつ)、 θ_i ($i=2, \dots, N-V+1$) はその他の $N-1$ 個の信号の到来方向の推定値である。

【0059】

次に、マスク作成部251-kは、この遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ を用い、死角ビームフォーマ (NBF) の特性を持つ NBF 行列 $W(\omega)$ を作成する。これは、遅延行列 $H_{NBF}(\omega)$ の逆行列 $W(\omega) = H_{NBF}^{-1}(\omega)$ を算出することで得られる。そして、マスク作成部251-kは、この NBF 行列 $W(\omega)$ を用い、前述の式(10)に示した指向特性関数 $F(\omega, \theta)$ を生成する。その後、マスク作成部251-kは、この指向特性関数 $F(\omega, \theta)$ を用い、滑らかな形状のマスク $M_{DC}(\omega, m)$ を生成する。

具体的には、例えば、第1の実施の形態における式(11)で示されるマスク ([マスク6] とする) や、式(12)で示されるマスク ([マスク7] とする) を、本形態の滑らかな形状のマスク $M_{DC}(\omega, m)$ として生成する。

【0060】

また、例えば、以下のように除去信号領域のゲインを一様に小さくする特性を持つ [滑らかな形状のマスク] を生成することとしてもよい。

【数18】

[マスク8]

$$M_{DC}(\omega, m) = \begin{cases} F(\omega, z_3(\omega, m)) & z_3(\omega, m) \in \text{除去しない信号の領域} \\ F(\omega, \theta_r) & z_3(\omega, m) \in \text{除去する信号の領域} \end{cases} \dots(18)$$

[マスク9]

$$M_{DC}(\omega, m) = \begin{cases} |F(\omega, z_3(\omega, m))| & z_3(\omega, m) \in \text{除去しない信号の領域} \\ |F(\omega, \theta_r)| & z_3(\omega, m) \in \text{除去する信号の領域} \end{cases} \dots(19)$$

ここで、「除去しない信号の領域」とは、抽出する代表値 a_i を含む所定の範囲を意味する。また、「除去する信号の領域」とは、抽出する代表値 a_i 以外の $N-1$ 個の代表値を含む所定の範囲を意味する。また、 θ_r は、除去する $N-1$ 個の信号の到来方向の推定

値（抽出する代表値 a_i 以外の $N-1$ 個の代表値）のうち、除去しない信号の到来方向の推定値（抽出する代表値 a_i ）に一番近いものである。

【0061】

また、例えば、

【数19】

【マスク10】

$$M_{DC}(\omega, m) = \begin{cases} |F(\omega, \theta_1)| & z_3(\omega, m) \in \text{除去しない信号の領域} \\ |F(\omega, \theta_r)| & z_3(\omega, m) \in \text{除去する信号の領域} \\ F(\omega, z_3(\omega, m)) & z_3(\omega, m) \in \text{両領域の間の領域（過渡領域）} \end{cases}$$

・・・(20)

のように、取り出す方向についての指向特性を均一にしたマスク $M_{DC}(\omega, m)$ を用いることも可能である。

図10に、上述の【マスク7】【マスク10】の例を示す。これらは、信号数 $N=3$ 、センサ数 $M=2$ の場合に、 a_1 の方向から到来する信号を抽出し、 a_2 及び a_3 の方向から到来する信号を抑圧する「滑らかな形状のマスク」の例である。

マスク生成部 251-k で生成された滑らかな形状のマスク $M_{DC}(\omega, m)$ は、限定信号抽出部 252-k に送られ、限定信号抽出部 252-k は、 $Y_k(\omega, m) = M_{DC}(\omega, m) X_j(\omega, m)$ により分離信号 $Y_k(\omega, m)$ を抽出する。

【0062】

以上の処理はすべての分離信号が抽出されるまで複数の系統で実施され、最終的にすべての分離信号 $Y(\omega, m)$ が得られる。そして、信号分離装置 200 は、得られた分離信号 $Y(\omega, m)$ を、時間領域変換部において時間領域の信号に戻し、信号統合部をそのまま通過して出力する。

<性能比較>

【0063】

以下は、【従来法2】で信号分離を行った場合と、本形態の方法で【マスク7】【マスク10】を用いて信号分離を行った場合との性能を比較した表である。

【表2】

	SIR1	SDR1	SIR2	SDR2	SIR3	SDR3
従来法2	15.0	7.9	10.3	11.1	17.3	9.0
本形態(マスク7)	14.8	12.1	5.9	17.2	14.6	11.1
本形態(マスク10)	15.4	13.0	8.3	16.1	16.1	11.4

この例では、原信号として、3人の話者（男性2名・女性1名）による音声信号を用い、残響の無い環境でのこれらの混合信号を、2つの無指向性マイクで観測する状況をシミュレートしている。

【0064】

この表に示すように、この形態の方法では、分離性能 SIR をほとんど落すことなく、従来法2に比べ格段に高い SDR を得ることができている。これは信号の歪が少ない分離ができていることを示している。これより、本形態の方法は、信号源の数 N がセンサの数 M より多い場合に信号を低歪で分離するために有効であることが分かる。

【第4の実施の形態】

本形態は、バイナリマスクに滑らかな形状の関数を畳み込んで、滑らかな形状のマスク

を生成する形態である。以下ではマスク作成部（図1におけるマスク生成部51-kに相当）における処理のみを説明する。なお、その他の構成や処理については、第1から第3の実施の形態と同様である。

【0065】

本形態のマスク作成部は、まず、限定範囲内にある相対値に対してハイレベル値をとり、この限定範囲内にない相対値に対してローレベル値をとり、相対値の変化に伴う当該ハイレベル値から当該ローレベル値への推移が不連続な関数であるバイナリマスクを生成する。具体的には、例えば、V個の信号が混合した限定信号を抽出するためのバイナリマスク

【数20】

$$B(\omega, m) = \begin{cases} 1 & a_{\min} \leq z(\omega, m) \leq a_{\max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

を生成する。ここで、例えば a_k から a_{k+V} のV個の代表値を含む限定信号を抽出する場合、 a_{\min} 、 a_{\max} は、 $a_{k-1} < a_{\min} < a_k$ 、 $a_{k+V} < a_{\max} < a_{k+V+1}$ の範囲で設定する。

【0066】

次に、本形態のマスク作成部は、このバイナリマスク $B(\omega, m)$ に、時間変数の変化に伴って値が連続的に変化する単峰性関数 $g(m)$ を畳み込んだ関数 $M_{DC}(\omega, m) = B(\omega, m) * g(m)$ を、滑らかな形状のマスク $M_{DC}(\omega, m)$ として生成する。ここで、 $*$ は m に関する畳み込み演算子である。また、 $g(m)$ としては、例えば、ガウシアン

【数21】

$$g(m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left\{\frac{m}{\sigma}\right\}^2\right\}$$

等の滑らかな形状の関数を例示できる。なお、 σ は $g(m)$ の標準偏差を意味する。

その他、バイナリマスク $B(\omega, m)$ の両端に、ある傾きを直線（曲線）を付加した形状のマスクを滑らかな形状のマスク $M_{DC}(\omega, m)$ としてもよい。

【0067】

【第5の実施の形態】

本形態は、奇関数の差から滑らかな形状のマスクを生成する形態である。以下ではマスク作成部（図1におけるマスク生成部51-kに相当）における処理のみを説明する。なお、その他の構成や処理については、第1から第3の実施の形態と同様である。

【0068】

本形態のマスク作成部は、相対値が限定範囲の下限值 a_{\min} である場合に0をとる第1の奇関数と、相対値が限定範囲の上限値 a_{\max} である場合に0をとる第2の奇関数との差の写像から得られる単峰性の関数を、滑らかな形状のマスクとして生成する。例えば、

$M_{DC}(\omega, m) = \{ \tanh(z(\omega, m) - a_{\min}) - \tanh(z(\omega, m) - a_{\max}) \}^\alpha$ を「滑らかな形状のマスク」とする。なお、相対値 $z(\omega, m)$ には、第1の実施の形態等で示した位相差 $z_1(\omega, m)$ 及び振幅比 $z_2(\omega, m)$ の少なくとも一方、或いはその写像（例えば、位相差から求められる信号の到来方向 $z_2(\omega, m)$ ）等を用いる。また、 α は任意の正の数である。また、必要に応じて、

$$M_{DC}(\omega, m) = M_{DC}(\omega, m) / \max(M_{DC}(\omega, m))$$

などの正規化を施してもよい。

【0069】

なお、この発明は上述の実施の形態に限定されるものではない。例えば、上述の各種の処理は、記載に従って時系列に実行されるのみならず、処理を実行する装置の処理能力あるいは必要に応じて並列的にあるいは個別に実行されてもよい。また、各実施の形態を組み合わせた構成としてもよい。その他、本発明の趣旨を逸脱しない範囲で適宜変更が可能であることはいうまでもない。

また、上述の構成をコンピュータによって実現する場合、各装置が有すべき機能の処理内容はプログラム（信号分離プログラム）によって記述される。そして、このプログラムをコンピュータで実行することにより、上記処理機能がコンピュータ上で実現される。

【0070】

この処理内容を記述したプログラムは、コンピュータで読み取り可能な記録媒体に記録しておくことができる。コンピュータで読み取り可能な記録媒体としては、例えば、磁気記録装置、光ディスク、光磁気記録媒体、半導体メモリ等のようなものでもよいが、具体的には、例えば、磁気記録装置として、ハードディスク装置、フレキシブルディスク、磁気テープ等を、光ディスクとして、DVD (Digital Versatile Disc)、DVD-RAM (Random Access Memory)、CD-ROM (Compact Disc Read Only Memory)、CD-R (Recordable) / RW (ReWritable) 等を、光磁気記録媒体として、MO (Magnetooptical disc) 等を、半導体メモリとしてEEPROM (Electrically Erasable and Programmable-Read Only Memory) 等を用いることができる。

【0071】

また、このプログラムの流通は、例えば、そのプログラムを記録したDVD、CD-ROM等の可搬型記録媒体を販売、譲渡、貸与等することによって行う。さらに、このプログラムをサーバコンピュータの記憶装置に格納しておき、ネットワークを介して、サーバコンピュータから他のコンピュータにそのプログラムを転送することにより、このプログラムを流通させる構成としてもよい。

このようなプログラムを実行するコンピュータは、例えば、まず、可搬型記録媒体に記録されたプログラムもしくはサーバコンピュータから転送されたプログラムを、一旦、自己の記憶装置に格納する。そして、処理の実行時、このコンピュータは、自己の記録媒体に格納されたプログラムを読み取り、読み取ったプログラムに従った処理を実行する。また、このプログラムの別の実行形態として、コンピュータが可搬型記録媒体から直接プログラムを読み取り、そのプログラムに従った処理を実行することとしてもよく、さらに、このコンピュータにサーバコンピュータからプログラムが転送されるたびに、逐次、受け取ったプログラムに従った処理を実行することとしてもよい。また、サーバコンピュータから、このコンピュータへのプログラムの転送は行わず、その実行指示と結果取得のみによって処理機能を実現する、いわゆるASP (Application Service Provider) 型のサービスによって、上述の処理を実行する構成としてもよい。なお、本形態におけるプログラムには、電子計算機による処理の用に供する情報であってプログラムに準ずるもの（コンピュータに対する直接の指令ではないがコンピュータの処理を規定する性質を有するデータ等）を含むものとする。

【0072】

また、この形態では、コンピュータ上で所定のプログラムを実行させることにより、本装置を構成することとしたが、これらの処理内容の少なくとも一部をハードウェア的に実現することとしてもよい。

【産業上の利用可能性】

【0073】

本発明により、例えば、様々なノイズ・妨害信号が存在する環境下においても、目的信号を精度よく分離抽出することが可能となる。例えば、オーディオ分野に応用した場合、音声認識機の入力マイクロホンと話者が離れた位置にあり、マイクロホンが目的話者音声以外の音まで集音してしまうような状況でも、目的音声を分離抽出することにより、認識率の高い音声認識系を構築することができる。

【図面の簡単な説明】

【0074】

【図1】第1の実施の形態における信号分離装置の全体構成を例示したブロック図。

【図2】図1における代表値算出部、マスク制御部、限定信号作成部及び限定信号分離部の詳細を例示したブロック図。

【図3】図1及び図2のマスク作成部の詳細を例示したブロック図。

【図4】第1の実施の形態における信号分離装置の処理を説明するためのフローチャート。

【図5】第1の実施の形態におけるクラスタリング部が作成したヒストグラムの例示。

【図6】第1の実施の形態における滑らかな形状のマスクを生成する際使用する信号の推定到来方向 θ_i の取り方を説明するための図。

【図7】第1の実施の形態におけるマスクの例示。

【図8】第2の実施の形態の信号分離装置の1系統を例示したブロック図。

【図9】第3の実施の形態の信号分離装置の1系統を例示したブロック図。

【図10】第3の実施の形態におけるマスクの例示。

【図11】(a)は、従来のブラインド信号分離技術を概念的に例示したブロック図。(b)は、ICAによる分離過程のブロック図。

【図12】スパース性による方法及びスパース性により混合行列を推定する方法を説明するためのブロック図。

【図13】相対値 $z(\omega, m)$ の分布の例示。

【符号の説明】

【0075】

1, 100, 200 信号分離装置

51, 151, 251 マスク作成部

【書類名】 図面
【図 1】

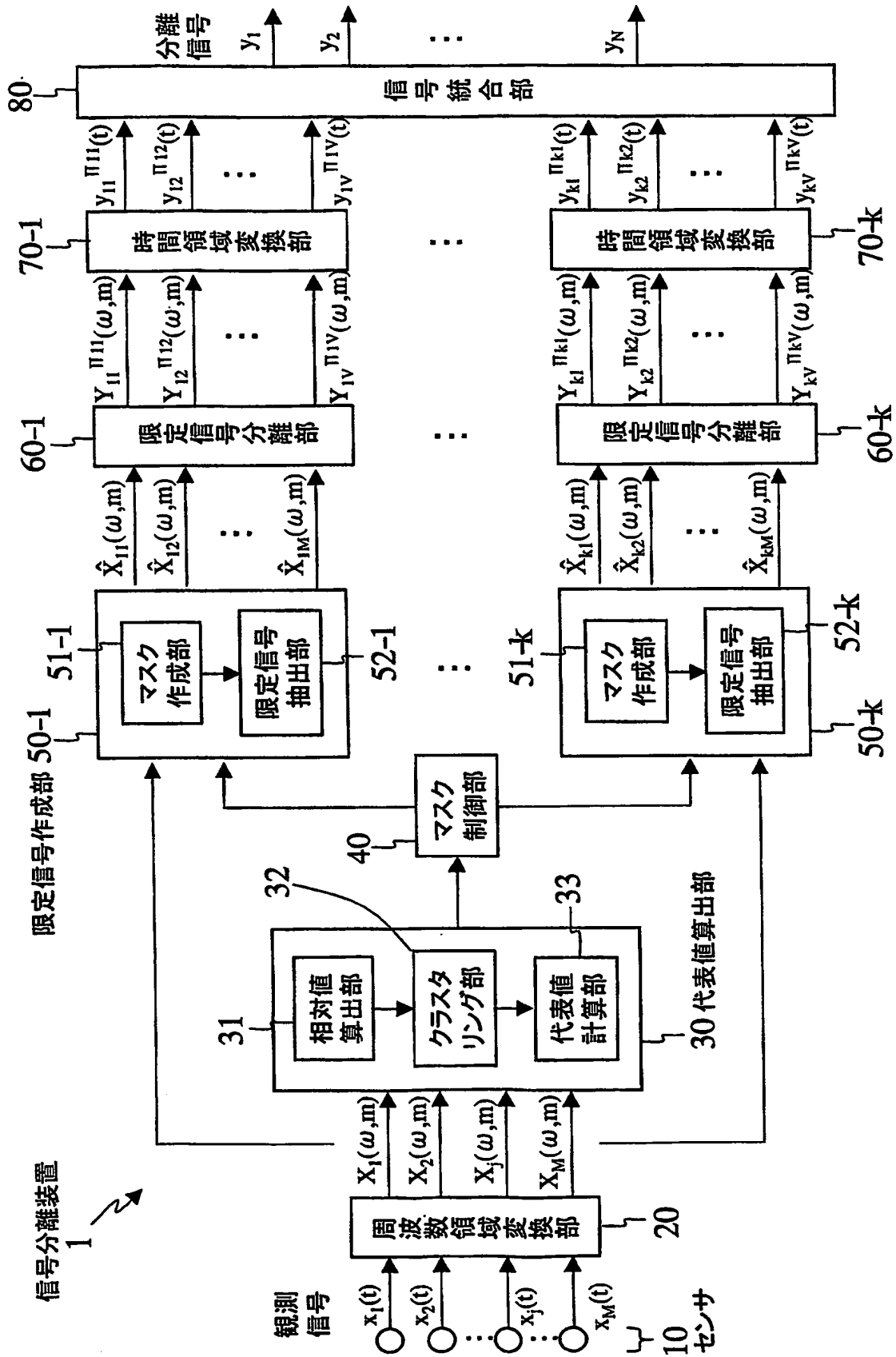


図 1

【図2】

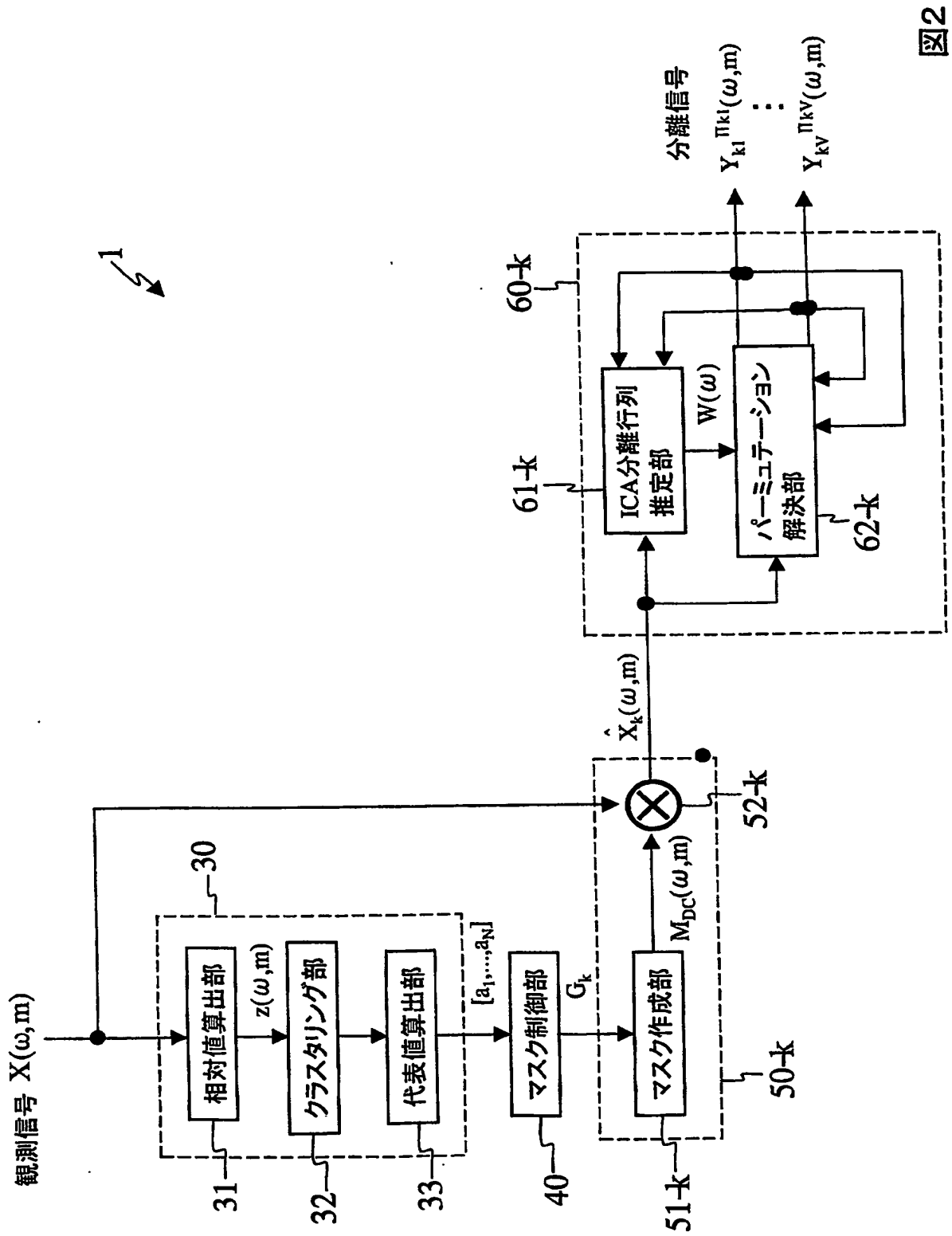


図2

【図 3】

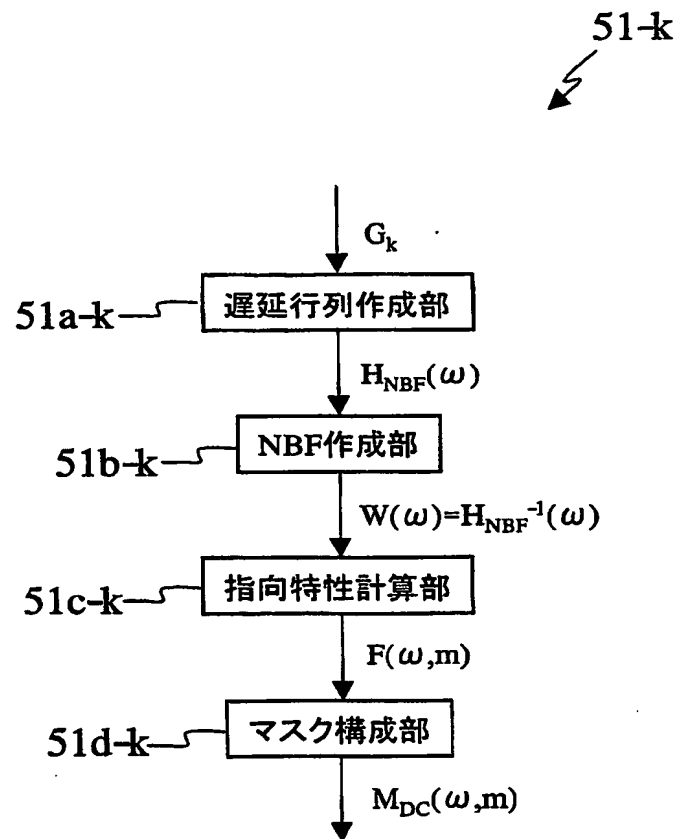


図3

【図 4】

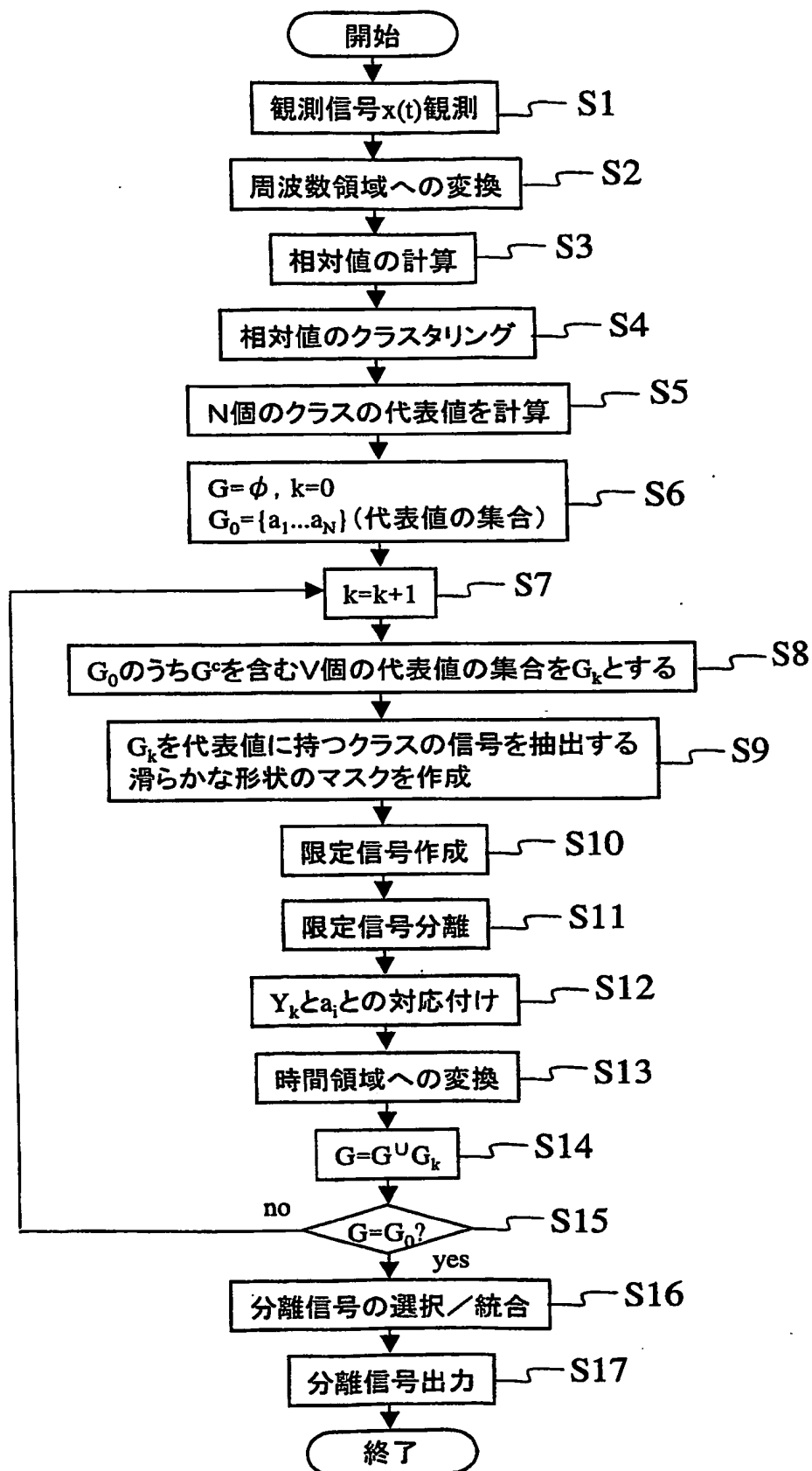


図4

【図5】

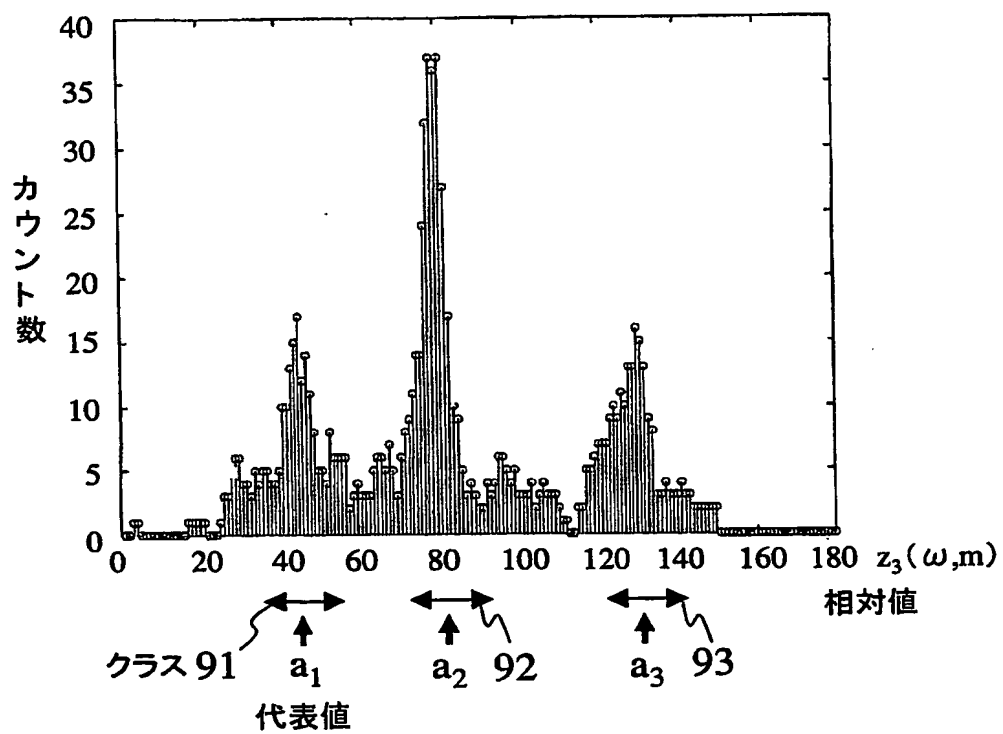


図5

【図 6】

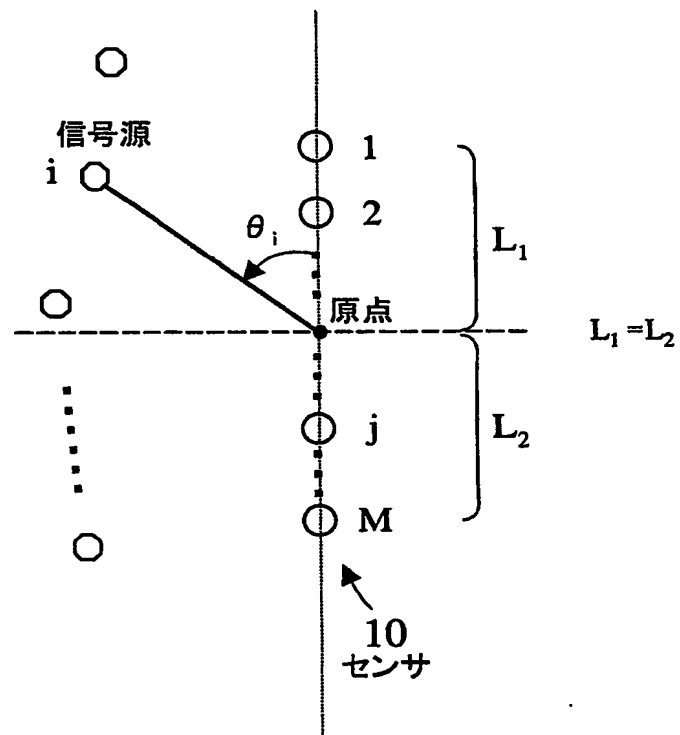


図 6

【図 7】

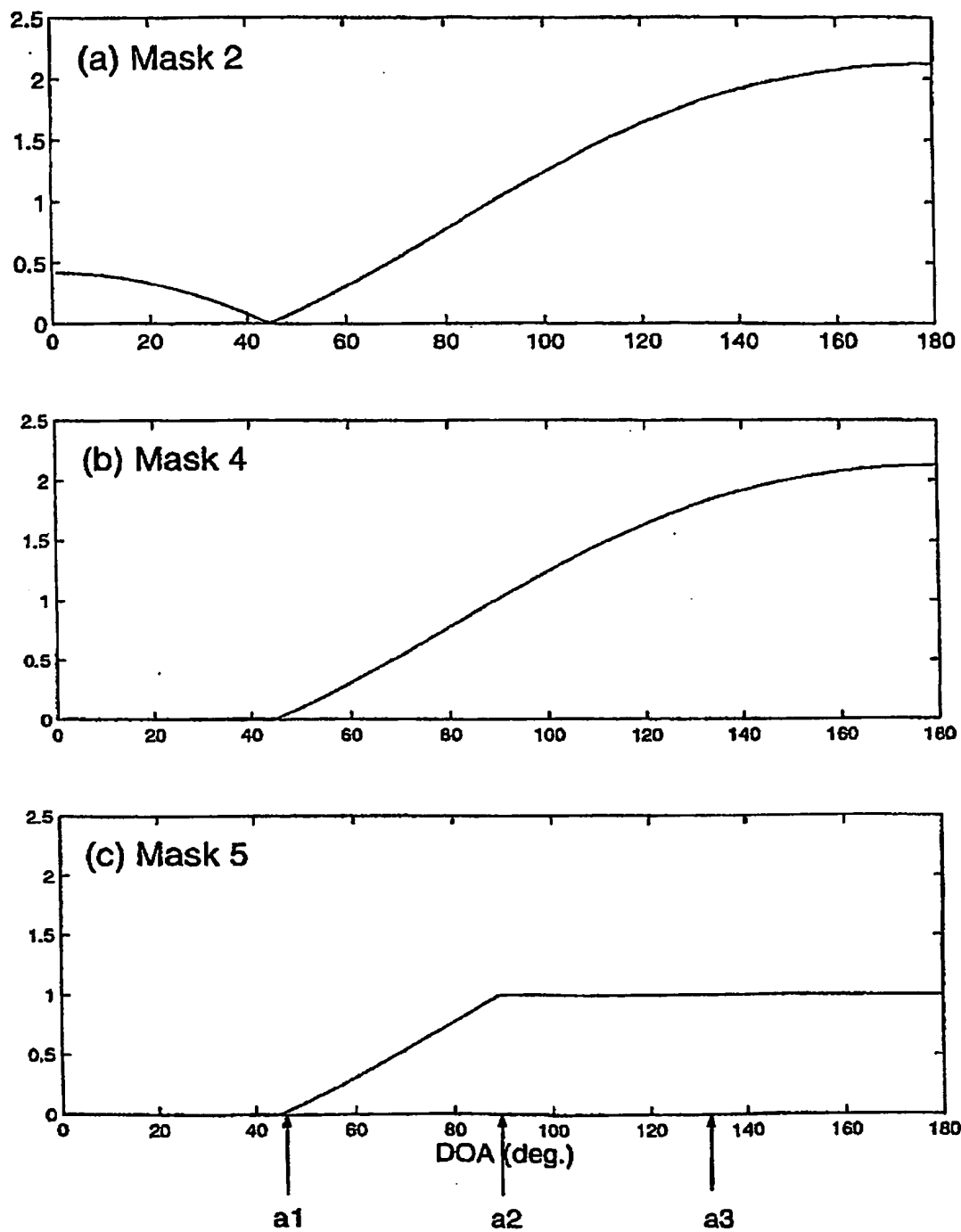


図 7

【図8】

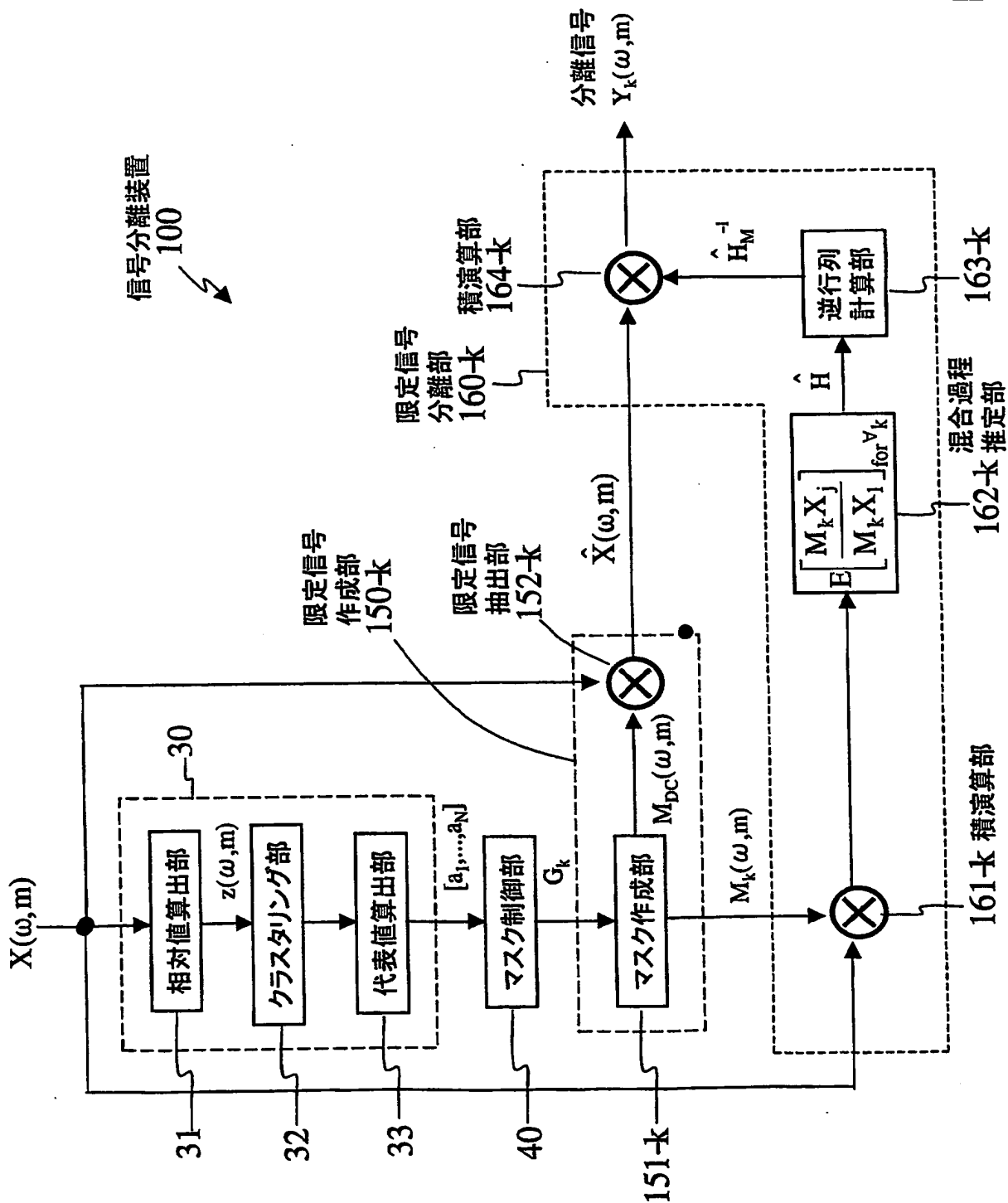


図8

【図9】

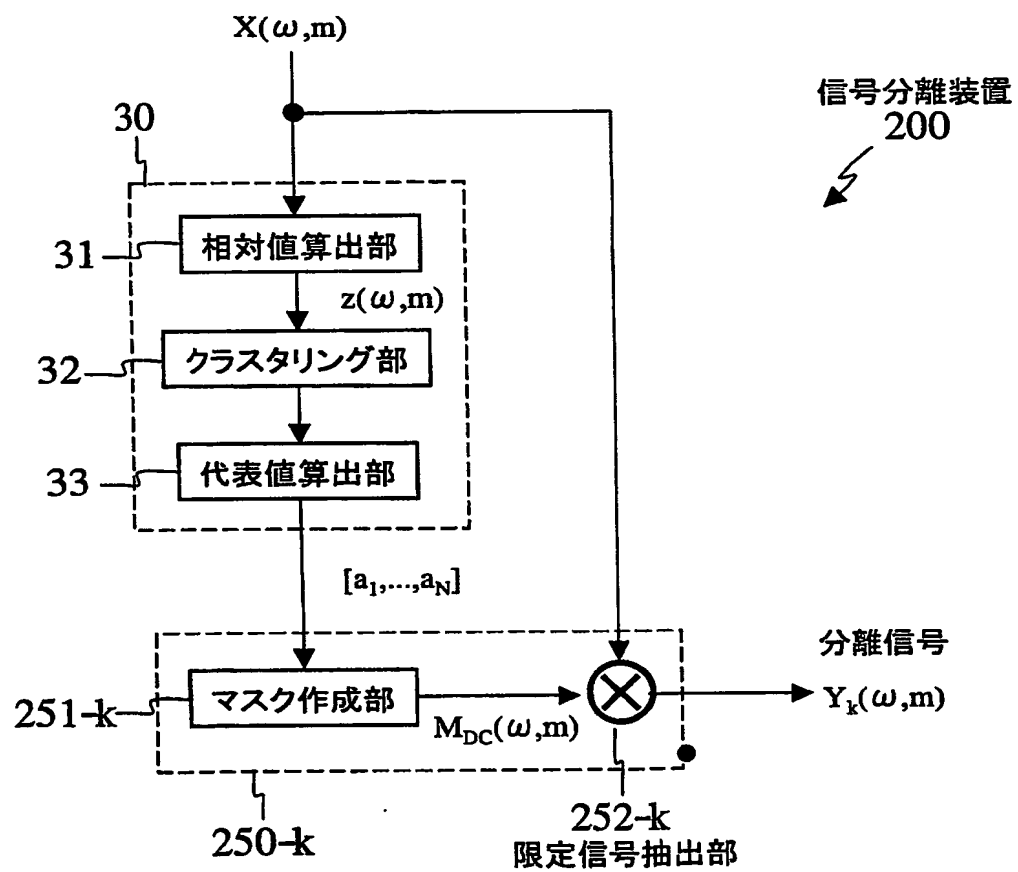


図9

【図10】

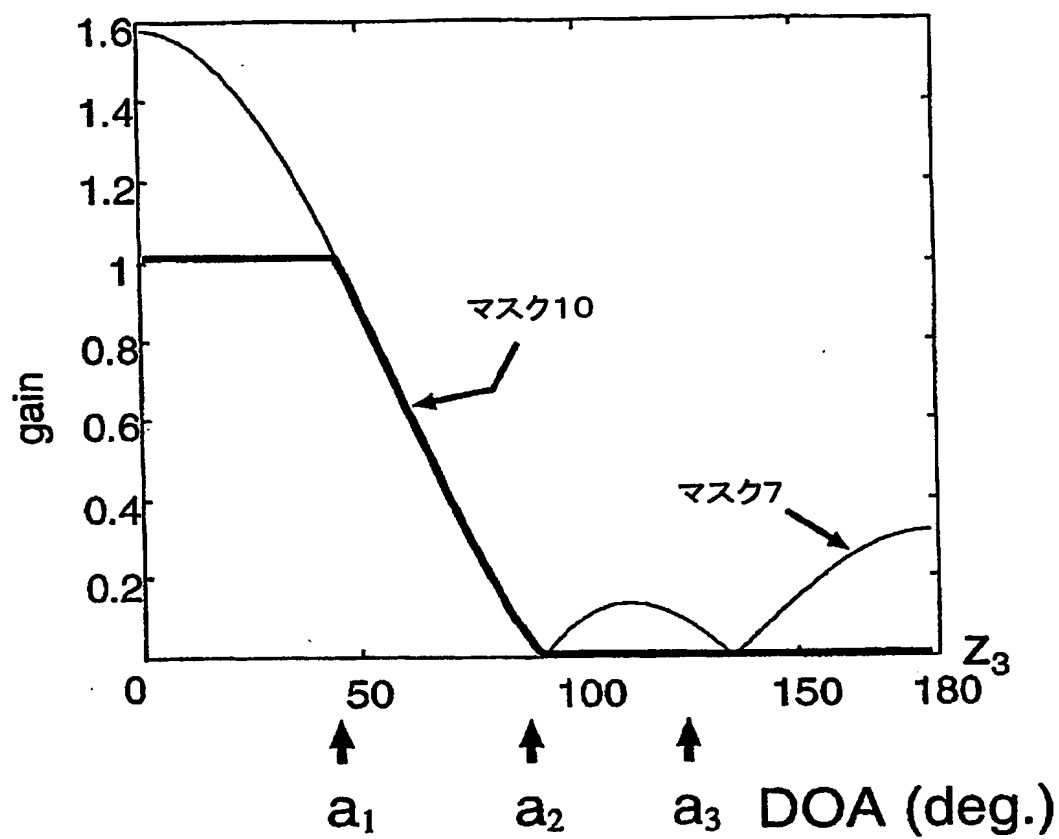
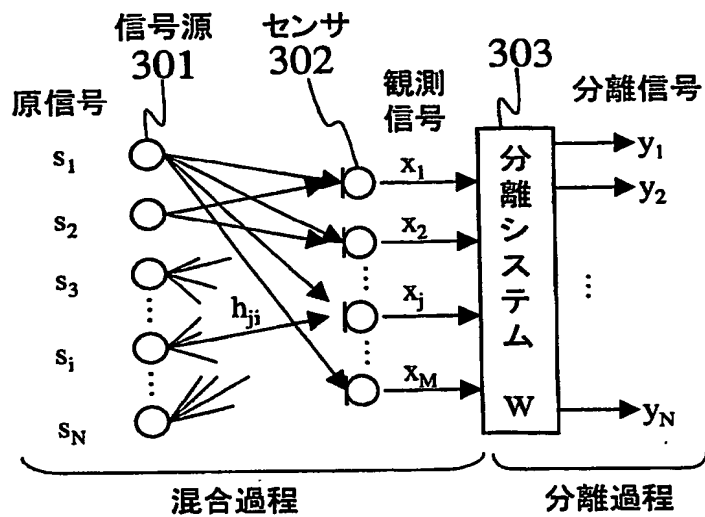


図10

【図 11】

(a)



(b)

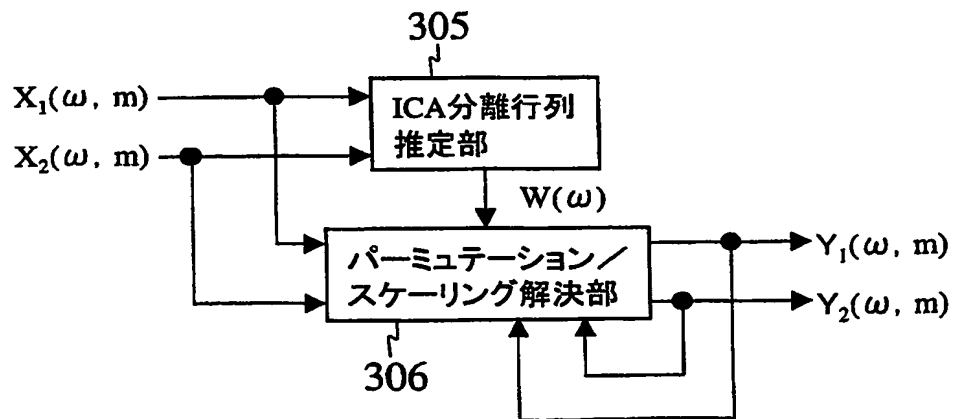


図11

【図 12】

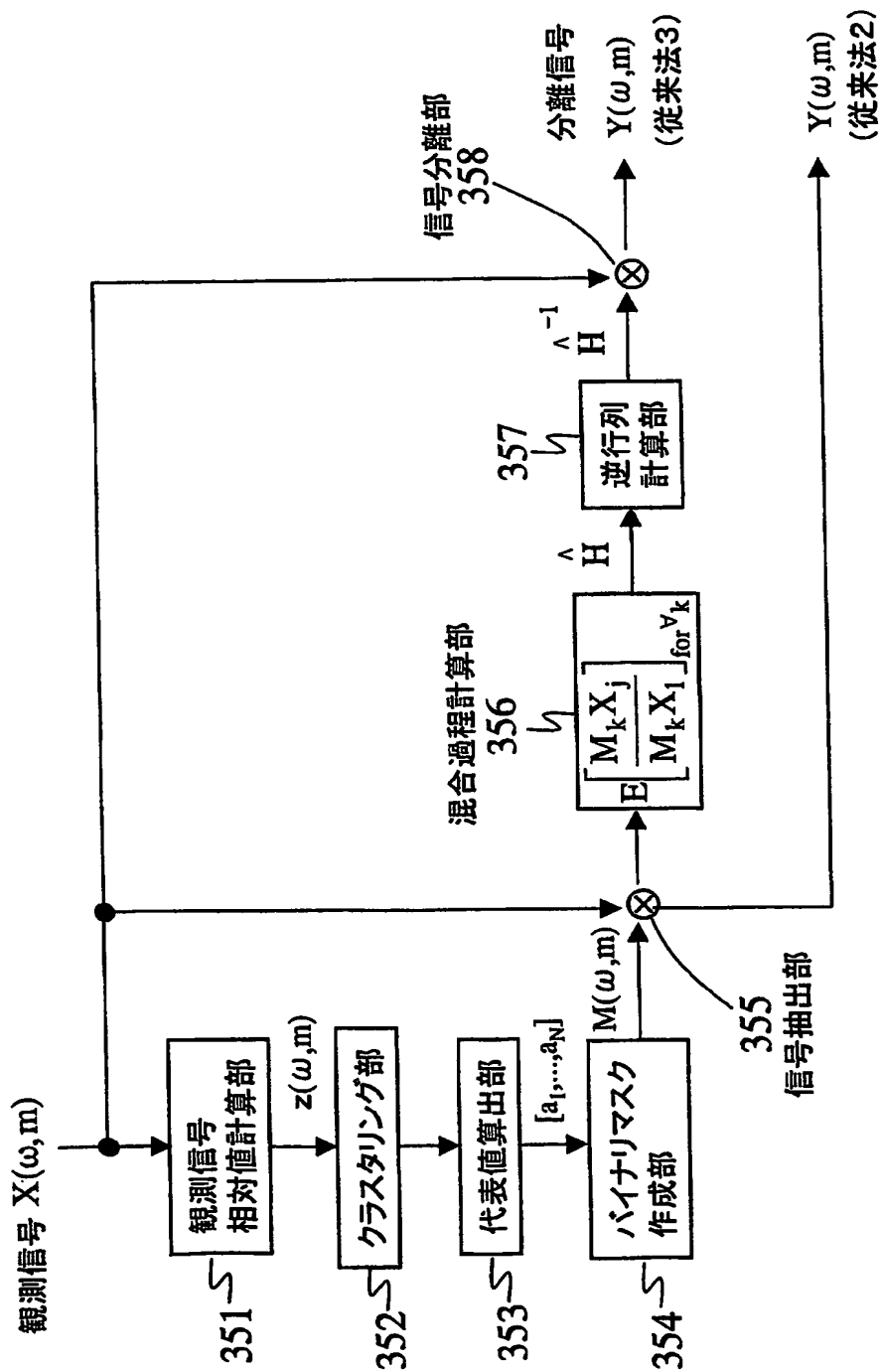


図12

【図13】

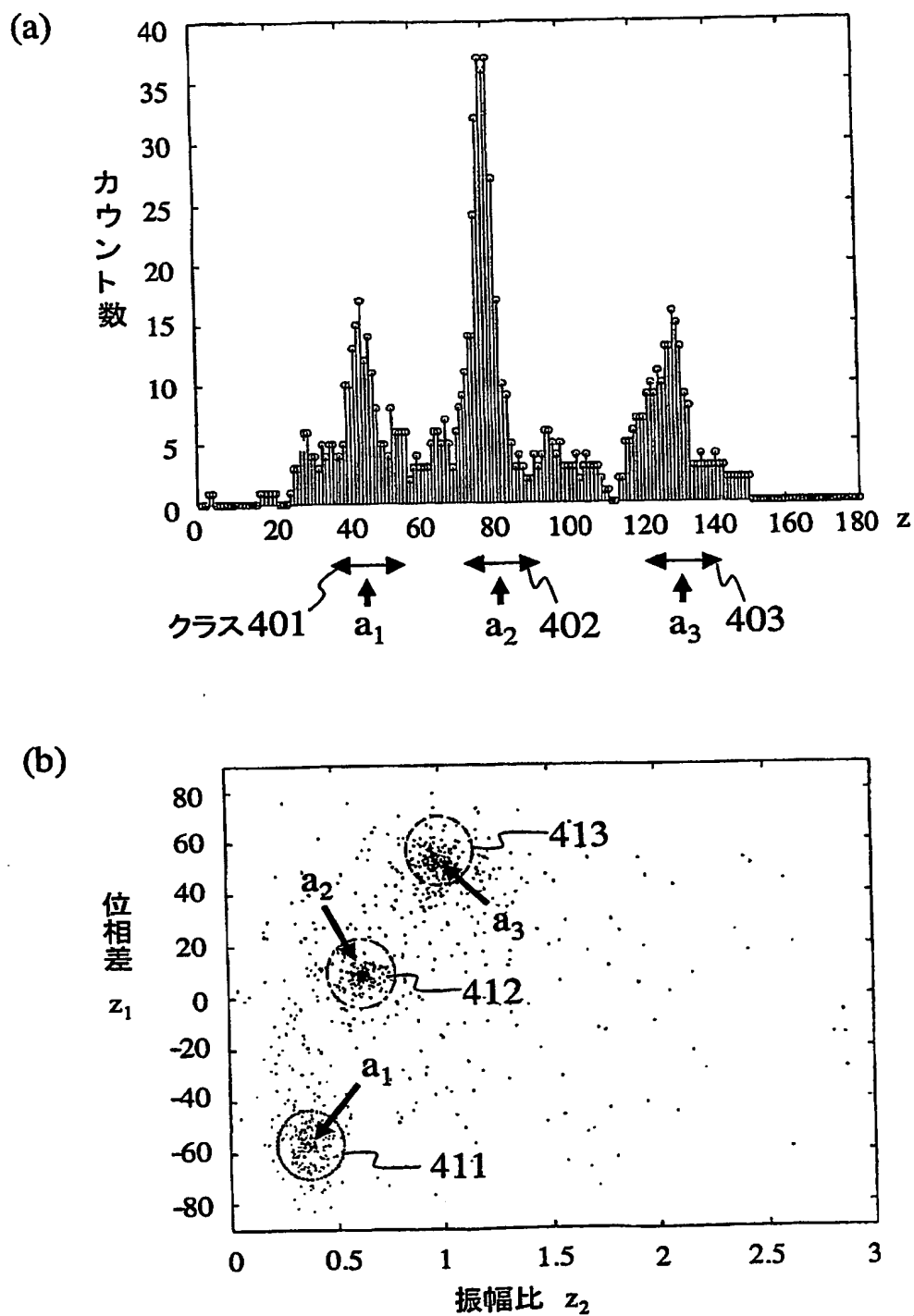


図13

【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 信号源の数 N とセンサの数 M が $N > M$ の関係にある場合に、混合信号を高い品質で分離する。

【解決手段】 まず、センサにおいて観測された観測信号を周波数領域の信号に変換し、周波数領域の信号を用い、センサ間における観測値の相対値を、各周波数において算出する。次に、これらをクラスタリングし、各クラスの代表値を算出し、 V ($1 \leq V \leq M$) 個の代表値を含む所定の範囲内にある相対値に対してハイレベル値をとり、この限定範囲内にはない代表値に対してローレベル値をとり、当該ハイレベル値から当該ローレベル値への推移が連続的である関数（滑らかな形状のマスク）を作成する。そして、この滑らかな形状のマスクを用い、周波数領域の信号から、 V 個の信号源から発せられた信号からなる限定信号を抽出する。その後、 $V = 1$ であれば限定信号をそのまま分離信号として出力し、 $V \geq 2$ であればこの限定信号にICA等を適用し、分離信号を得る。

【選択図】 図 1

特願 2004-195818

出願人履歴情報

識別番号

[000004226]

1. 変更年月日

1999年 7月15日

[変更理由]

住所変更

住 所

東京都千代田区大手町二丁目3番1号

氏 名

日本電信電話株式会社